

**Current Issue** 중심의 연구주제를 선점하고 이 분야에 대한 심층 연구를 유도하고자 이슈별로 최신 연구흐름 및 학술정보를 요약 정리한 자료입니다.

## 당분기 경제전망(nowcasting) 모형의 현황과 활용

거시경제연구실과 (디지털혁신실)디지털신기술반이 협업 중인 ‘**디지털 신기술을 이용한 경제전망 시스템**’ 개발 사업의 일환으로 현재 주요국 중앙은행, 국제기구 등에서 사용 중인 nowcasting모형의 현황과 주요 특징을 정리

### (개요)

- ◆ **당분기 경제 전망(nowcasting)**이란 공표 주기가 짧은 **경제 변수**를 이용하여 GDP와 같이 공표 주기가 긴 **경제 변수의 현재 상태를 추정·예측하는 것**을 의미
- ◆ **Nowcasting 모형**이 극복해야 할 문제는 **3V**(Variety, Volume, Velocity)로 표현
  - **[Variety]** 경제데이터의 **주기가 서로 상이**하고(mixed frequency), 공표시차가 달라 **결측치가 발생하는 문제**(ragged-edge)
  - **[Volume, Velocity]** **매우 많은 수의 데이터**를 한꺼번에 처리할 수 있어야 하고, 데이터에서 제공되는 **새로운 정보를 즉각적으로 반영**할 수 있어야 함

### (주요 모형)

- ◆ 당분기 경제전망에 쓰이는 모형은 크게 nowcasting 대상 변수가 단수인 **단 일방정식 모형**(single equation model - **교량방정식, MIDAS 모형** 등)과 복수로 구성되는 **다변수 동적 모형**(multivariate dynamic model - **동적요인모형, 혼합주기 VAR** 등)으로 분류(Banbura et al.[2013])
  - **[교량방정식]** 분기 **경제성장률** 전망시 **고빈도 월별 정보변수를 저빈도로 전환하여 주기를 일치시킨 후 전망**
  - **[MIDAS 모형]** 교량방정식과는 달리 **주기를 변환하지 않은 채 고빈도 정보 변수를 직접 포함**하는 방식으로 **주기 불일치(mixed frequency) 문제를 해소**

- [동적요인모형(DFM)] 다수의 정보변수에서 추출된 요인(factor)과 GDP 성장률과의 관계를 이용하여 상태공간모형을 구성한 후 **EM 알고리즘을 통해 결측치 및 주기 불일치 문제를 해결\***

\* 미공표된 정보변수(예: 최근 월 산업생산지수, CPI 등)에 대해서는 모형 내 생성된 예측치를 사용. 해당 변수 실적치 공표시 (실적치-예측치)를 충격(shock, news, surprise)으로 볼 수 있어 동 충격이 GDP에 미치는 영향을 측정할 수 있는 장점

- [혼합주기 VAR] 동적요인모형과 유사하게 분기 GDP 성장률, 관측 불가능한 월별 GDP 성장률, 기타 월별지표의 관계를 이용하여 상태공간모형 구성 후 **EM 알고리즘을 이용하여 결측치 및 주기 불일치 문제를 해결**

## (주요국 현황)

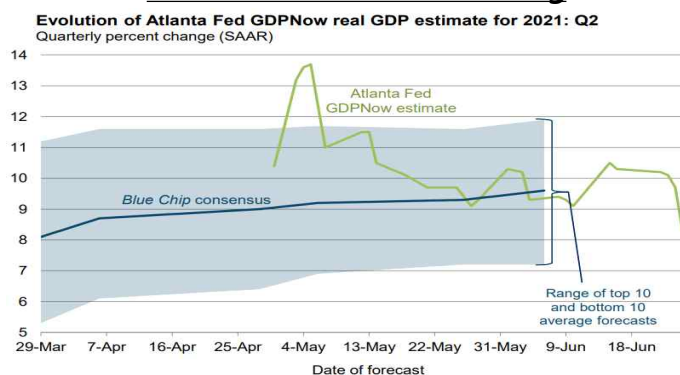
- ◆ **뉴욕 연준, 애틀랜타 연준**에서는 DFM을 이용하여 공식전망과는 별도로 nowcasting 전망 수치를 발표
- **영란은행**도 산업모형, MIDAS, DFM을 모두 이용하여 산출된 nowcasting 수치를 **통화위원회(MPC) 회의시 사용**

### 뉴욕 연준의 nowcasting



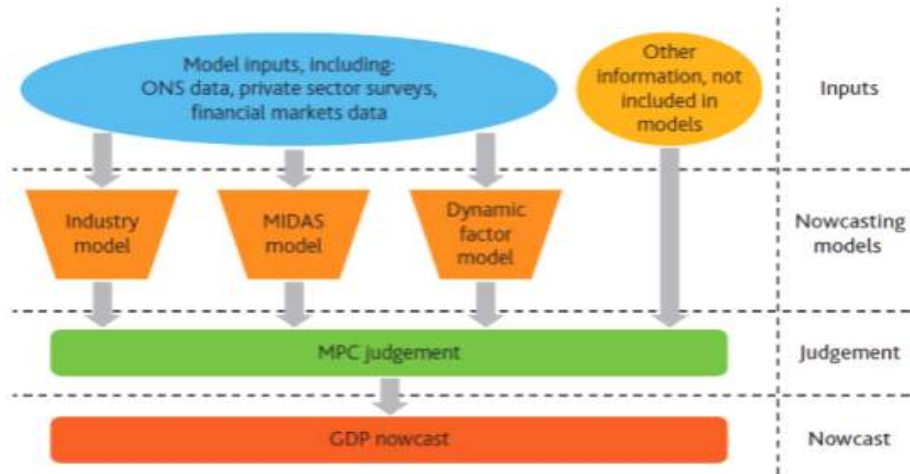
자료: 뉴욕 연준

### 애틀랜타 연준의 nowcasting



자료: 애틀랜타 연준

## 영란은행의 nowcasting



자료: 영란은행

## 각국 중앙은행의 nowcasting 현황

| 국가        | 저자                       | 모형                         | 비고                          |
|-----------|--------------------------|----------------------------|-----------------------------|
| 인도        | Bhadury et al.(2020)     | DFM                        |                             |
| 유로지역(ECB) | Banbura et al.(2014)     | DFM                        | EM algorithm 이용             |
|           | Cimadomo et al.(2020)    | Bayesian VAR               |                             |
| 덴마크       | Schmith, Grenestam(2021) | DFM                        | EM algorithm 이용             |
| 핀란드       | Itkonen, Juvonen(2017)   | Bayesian VAR               |                             |
| 독일        | Eraslan, Schröder(2019)  | DFM                        | time-varying DFM 이용         |
|           | Kim(2019)                | DFM                        | soft data 영향력 검증            |
|           | Schumacher(2014)         | 교량방정식, MIDAS               |                             |
| 일본        | Chikamatsu et al.(2018)  | 교량방정식, MIDAS, factor-MIDAS | 예측 조합(forecast combination) |
| 캐나다       | Chernis, Sekkel(2017)    | DFM                        | EM algorithm 이용             |
|           | Chernis, Sekkel(2018)    | 교량방정식, MIDAS, DFM, BVAR    | 예측 조합(forecast combination) |
| 아일랜드      | Liebermann(2014)         | DFM                        | 2단계 추정법 이용                  |
| 멕시코       | Galvez-Soriano(2018)     | 교량방정식, DFM                 |                             |

주) 각 기관에서 발표한 working paper 중 일부를 발췌

### ◆ 우리나라는 DFM 등 다변수 모형을 이용한 연구가 상대적으로 부족\*

\* 현재 거시경제연구실과 디지털신기술반이 개발 중인 ‘디지털 신기술을 이용한 경제전망 시스템’은 DFM과 머신러닝을 함께 이용

- 기공표된 데이터가 수정되는 경우가 많은 점을 감안하여 전망 모형의 정확한 평가를 위해 **실시간 경제 데이터셋**을 구축하기 위한 노력도 필수

## ( 당분기 경제전망의 개념 및 정의 )

- 현재 경제상황을 나타내는 **중요 경제 변수**의 경우 **공표 주기가 길고**(low frequency), **공표** 시까지 **시차**가 존재하는 경우가 많으므로(publication delay), 정책 당국이 현재 경제 상황을 명확하게 파악하는데 어려움이 따름
- **GDP 성장률**의 경우, 분기별로 작성되는 데다 우리나라의 경우 해당 분기 종료 이후 **속보치 공표**까지 약 **한 달**가량, **잠정치** 공표까지는 **두 달**가량 소요

2019년 1분기 GDP 성장률 발표 일정(예시)

| 2019 1분기 |   |       | 2019 2분기  |   |          | ... | 2020 2분기 |   |       | ... | 2021 2분기 |   |       |
|----------|---|-------|-----------|---|----------|-----|----------|---|-------|-----|----------|---|-------|
| 1        | 2 | 3     | 4         | 5 | 6        |     | 4        | 5 | 6     |     | 4        | 5 | 6     |
|          |   | 분기 종료 | 속보 (4.23) |   | 잠정 (6.4) |     |          |   | 연간 잠정 |     |          |   | 연간 확정 |

주) 분기 속보는 해당 분기 종료 후 28일 이내, 분기 잠정은 70일 이내, 연간 잠정은 해당 연도 종료 후 6개월 이내, 확정치는 1년 6개월 이내 공표

- 그러나 월별 지표와 같이 상대적으로 **공표 주기가 짧거나 공표 시차가 짧은 경제 지표**를 이용하여 당분기 GDP 성장률을 추정함으로써 **공표 이전**에도 **현재 경제 상황**을 평가해 볼 수 있음

— 산업생산지수, 소매판매액지수와 같이 공표 주기가 짧은 월별 자료를 이용하여, 또한 경기 변동의 조기 관측을 위해 BSI와 같이 공표 시차가 짧은 연성 자료(soft data)도 종종 이용

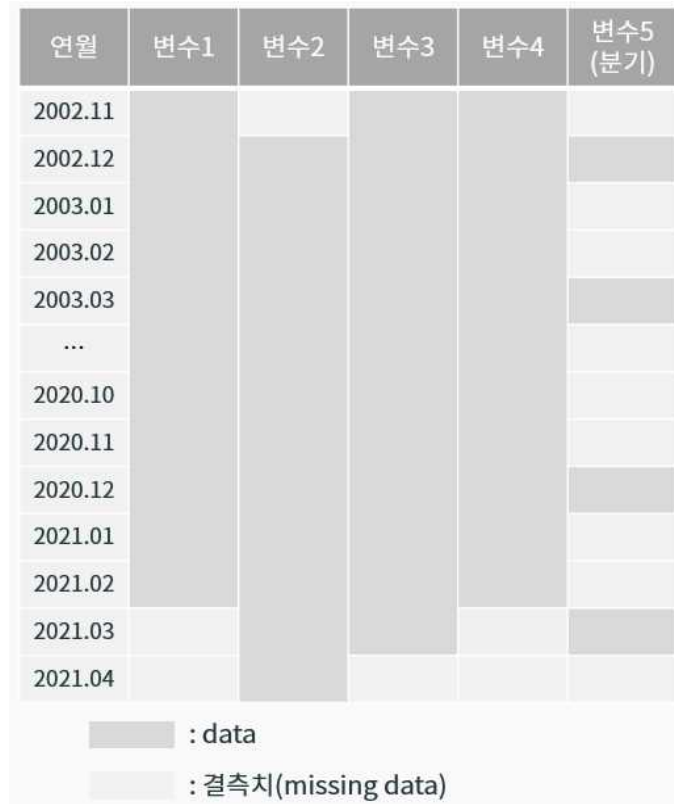
- 이와 같이 **고빈도**(high frequency) **경제 변수**를 이용하여 GDP와 같은 **저빈도**(low frequency) **경제 변수**의 **현재 상태**를 **예측**하는 것을 **당분기 경제 전망**(nowcasting\*)이라 하며, 동 방법은 특히 현재 시점의 경제성장률을 예측할 때 주로 사용

\* nowcast는 기상학에서 유래된 것으로 강수량 등 기상 상황의 실시간 예측 등을 의미하며 경제학에서는 현재 혹은 매우 가까운 미래 경제 상황에 대한 전망을 의미

## ( nowcasting 모형 추정시 주요 고려사항 )

- **nowcasting 모형**이 **극복해야 할 문제**는 **3-V**(Variety, Volume, Velocity)로 표현할 수 있음(Cimadomo et al.[2021])
- **(Variety)** ① 경제 데이터가 매우 다양하여 **주기**(월별, 분기별 등)가 **서로 상이**하고(mixed frequency), ② **공표 시차**가 경제 변수별로 다르기 때문에 표본 기간 중 가장 최근 시점에 일부 변수에서 **결측치가 발생하는 문제**(ragged-edge)가 존재
  - 주가, 환율 같은 금융시장 관련 지표나 BSI, CSI와 같은 연성 자료의 경우 발표 시차가 짧은 편이나 전산업생산지수와 같은 실물경제 관련 지표는 특성상 발표 시차가 긴 편
  - 일반적으로 **nowcasting 모형**은 목표 분기가 가까워지고 관련 데이터가 축적될수록 **정확도가 향상**되기 때문에 최신 자료를 이용하여 **전망을 신속하게 수정**하기 위해서는 **결측치 문제**(ragged-edge)의 **효과적인 해결**이 관건

**2021년 7월 중 ragged-edge 문제(예시)**



- (Volume, Velocity) nowcasting 모형은 최근의 빅데이터 환경에서 발표되는 매우 많은 수의 데이터를 한꺼번에 처리할 수 있어야 하고, 데이터에서 제공되는 새로운 정보를 효율적이고 빠르게 반영할 수 있어야 함
- 유사한 맥락에서 단순히 목표 변수의 추정치를 주기적으로 업데이트하는 것 뿐만 아니라 신규 자료 공표시 추정치의 수정이 어떻게 이루어졌는지 밝힐 수 있어야 함(Banbura et al.[2010])
  - 정책 당국 및 시장 참가자는 경제 지표 발표 전 해당 지표에 대한 기대를 형성한 후 실제 데이터가 기대와 다르게 공표된 경우(news) 이에 맞추어 전망을 수정해 나가므로 바람직한 nowcasting 모형은 이러한 과정을 수치적으로 표현할 수 있어야 함
    - 예를 들어 산업생산지수와 경제심리지수 발표 이후 nowcasting 모형의 경제성장률 전망이 수정된 경우 산업생산지수의 뉴스와 경제심리지수의 뉴스가 전망 수정에 기여하는 정도에 대해 각각 설명할 필요

## II

### 주요 당분기 경제전망(nowcasting) 모형 소개

- 당분기 경제전망에 쓰이는 모형은 크게 nowcasting 대상 변수가 단수인 단일 방정식 모형(single equation model - 교량방정식, MIDAS 모형 등)과 복수로 구성되는 다변수 동적 모형(multivariate dynamic model - 동적요인모형, 혼합주기 VAR 등)으로 분류(Banbura et al.[2013])

#### 1. 교량방정식(bridge equation)

##### ( 개요 )

- 당분기 경제전망에 활용되는 교량방정식은 전망 대상 분기의 경제성장률( $y_t^Q$ )을 GDP 증가율의 시차변수( $y_{t-r}$ )와 기타 정보변수( $x_t^Q$ )를 이용하여 전망하는 형태이며 가장 기본적인 교량방정식은 다음과 같음

$$y_t^Q = \beta_0 + \lambda y_{t-r} + \sum_{i=1}^N \beta_i x_{i,t}^Q + \varepsilon_t$$

□ 종속변수와 정보변수 간 주기가 일치하지 않는 **혼합 주기**(mixed frequency) 문제를 해결하기 위해 **고빈도 월별 정보변수( $x_t^M$ )를 저빈도( $x_t^Q$ )로 전환**하여 **주기를 일치시킨 후 분석**하는 것이 교량방정식의 주요 골자

□ 월별 변수를 분기 변수로 전환하기 위해 **집계 함수**(aggregator function)  $w(L_M)$ 를 이용

○ 집계 함수는 산술 평균 등 다양한 형태를 가질 수 있으며 대표적인 예로 당분기 경제전망에서 주로 쓰이는 전월대비 증가율(MoM) 형태의 변수를 전분기 대비 증가율(QoQ) 형태로 바꾸기 위한 구체적인 함수 형태는 다음과 같음

$$x_{t_q}^Q = w(L_M)x_{t_m}^M = \sum_{j=0}^r w_j L_M^j x_{t_m}^M = x_{t_m}^M + 2x_{t_m-1}^M + 3x_{t_m-2}^M + 2x_{t_m-3}^M + x_{t_m-4}^M$$

□ 월별 변수의 분기 전환을 위해서는 전망 목표 분기 내 모든 월에 월별 정보변수의 결측치가 없어야 하나 이는 불가능하므로(ragged-edge) 정보변수의 예측을 위해 주로 다음 식과 같이 간단한 **AR 모형을 이용한 예측치로 결측치를 대체**

$$x_{t_m}^M = \alpha_0 + \alpha(L_M^{p_m})x_{t_m-p_m}^M + \varepsilon_{t_m}^M$$

## ( 모형의 확장 )

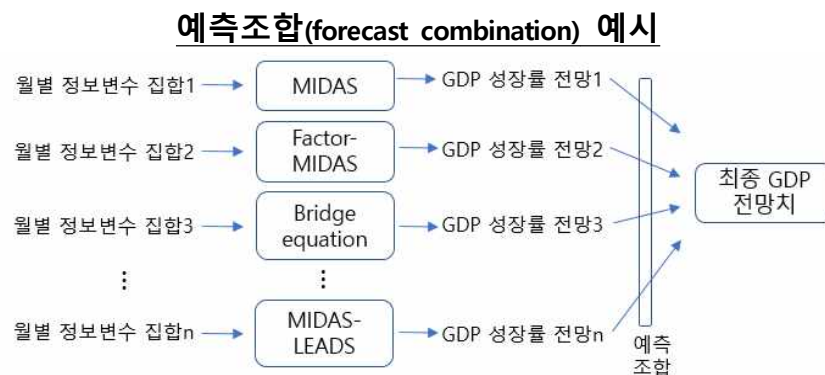
□ 기본 모형을 확장하여 **정보 변수에 시차항**을 추가하거나, **요인\*(factor)**을 추가한 모형을 전망에 활용하기도 함

\* 큰 규모의 자료 집합에 포함된 정보를 소수의 요인(factor)으로 요약한 뒤 모형에 추가하는 방법이며, 요인을 추정하기 위해 주성분 분석(principal component analysis), 최대우도추정법 등의 방법을 이용

$$y_t^Q = \beta_0 + \sum_{r=1}^q \lambda_r y_{t-r} + \sum_{i=0}^p \beta_{i+1} L^i x_t^Q + \varepsilon_t$$



- 한편 정보변수가 많을 경우, 위와 같이 하나의 모형에 모든 정보변수를 포함하기가 추정상 어렵기 때문에 **다수의 데이터를 포용**하기 위해 여러 모형을 구축하고 개별 모형에 서로 다른 정보변수를 포함하여 얻은 **각각의 예측치를 결합**하는 **예측조합(forecast combination)** 방식을 이용
- 예측조합 방식으로는 대표적으로 개별 예측치를 **단순 평균**하는 방식이 있으며 이외에 예측력 등을 기준으로 개별 예측치 간 **가중치를 다양하게 부여하여 조합**하는 방식도 있음
- 또한, 교량방정식 예측치 뿐만 아니라 MIDAS나 VAR 등 **서로 다른 모형에서의 예측치를 조합**하는 것도 가능(김치호·김현정[2016], 최병재·한진현[2014], 이승윤·이은경·한진현[2017] 등)



## ( 평가 )

- 교량방정식은 **해석이 쉽고 직관적**이며 **추정 방법이 최소자승법(OLS)으로 비교적 간단**하기 때문에 주요국 중앙은행에서 실무적으로 당분기 경제전망에 **가장 많이 활용**해왔던 방법
- 다만, 고빈도(월별) 변수를 저빈도로 전환하는 과정에서 **정보의 손실이 발생할 가능성**이 있으며 정보변수의 예측치를 도출하기 위해 **보조 모형(auxiliary model)**을 이용해야 한다는 점도 **단점**으로 지적



## 2. 혼합주기 샘플링 모형(MIDAS: Mixed-DAta Sampling)

### ( 개요 및 기본 모형 )

□ 교량방정식과 마찬가지로 GDP 성장률을 자체 시차 변수와 기타 정보변수를 이용하여 전망하는 자기회귀 시차분포(Autoregressive Distributed Lag; ADL) 모형의 일종이나 교량방정식과는 달리 **주기를 변환하지 않은 채 고빈도 정보 변수를 사용하는 방식으로 주기 불일치(mixed frequency) 문제를 해소**

□  $h$ 기 후의 분기 GDP( $y_{t+h}^Q$ )를 전망하는 기본적인 MIDAS 방정식은 다음과 같이 월별 변수( $x_t^M$ )를 직접 정보 변수로 포함한 형태이며 주로 비선형 최소자승법(non-linear least squares)으로 추정

○ 월별 변수의 시차(lag)가 모두 정보변수로 포함되므로 **추정해야할 모수가 매우 많아지는 문제**(차원의 저주)가 발생할 수 있어 통상 계수에 **함수**( $\omega(k;\theta)$ ) **형태의 시차 다항식**(functional lag polynomials)을 차용

$$y_{t_q+h_q}^Q = \beta_0 + \beta_1 \sum_{k=0}^K \omega(k;\theta) L_M^k x_{t_m}^M + \varepsilon_{t_q+h_q}$$

( $L_M$ 은 월 단위 시차연산자,  $x^M$ 은 월별 변수를 의미)

□ MIDAS모형에서는 **주기불일치(ragged-edge) 문제**를 해결하기 위해 각각의 변수를 대상으로 최근 시점에 **결측치가 있는 변수를 전방으로 재정렬**(re-aligning)하여 데이터의 종료 시점을 균일하게 맞추는 방식을 이용

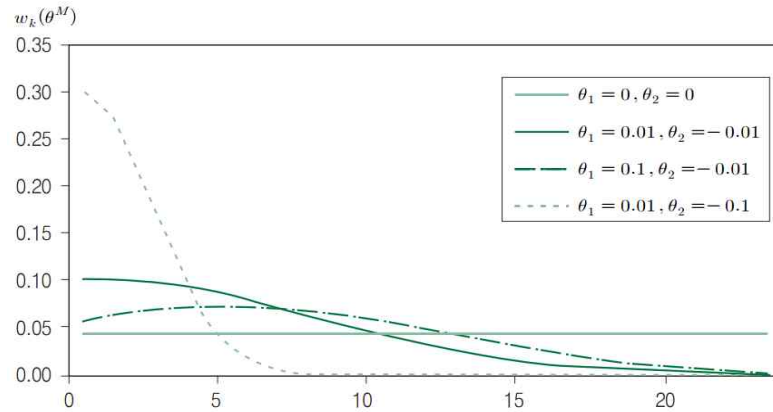
□ 한편 계수에 적용되는 함수 중 관련 연구에서 가장 많이 이용하는 함수 형태는 exponential Almond lag로, 다음과 같은 수식으로 나타냄

$$\omega(k;\theta) = \frac{\exp(\theta_1 k + \theta_2 k^2 + \dots + \theta_q k^q)}{\sum_{k=0}^K \exp(\theta_1 k + \theta_2 k^2 + \dots + \theta_q k^q)}$$

○  $\omega$ 는 전망 대상 GDP와 근접한 자료와 먼 자료간의 일종의 가중치 역할을 하게 되며, 예를 들어 감소함수의 형태가 되면 멀리 떨어진 자료일수록 가중치가 작아지게 됨

- $k$ 와  $K$ 가 기설정된 상태에서  $\theta_i$ 만 추정하면 계수의 형태가 결정되기 때문에 추정 대상 모수의 수가 크게 감소

### exponential Almond 함수 예시(q=2)



자료: 황선웅·박문수(2012)

- 다만, 함수 형태의 시차 다항식의 경우 제약이 임의적이고 강하다는 문제점이 있으므로 Foroni et al.(2015)에서 특정 함수 형태로 모수를 제약하지 않는 무제약(unrestricted) MIDAS를 제안

- 영란은행에서는 무제약 MIDAS를 당분기 경제전망에 활용

- 최근에는 다음과 같이 기본 MIDAS모형을 확장한 AR-MIDAS 모형, MIDAS-LEADS 모형, factor-MIDAS 모형(Foroni and Marcellino 2014) 등을 이용하기도 함

$$y_{t_q+h_q}^Q = \beta_0 + \underbrace{\lambda y_{t_q}}_{AR} + \beta_1 \sum_{k=0}^K \omega_0(k; \theta) L_M^k x_{t_m}^M + \underbrace{\beta_2 \sum_{n=0}^N \omega_1(n; \theta) L_M^n f_{t_m}^M}_{factor} + \varepsilon_{t_q+h_q}$$

- (MIDAS-LEADS) 고빈도 변수의 경우 GDP보다 자주 발표되기 때문에 가장 최근(t분기) GDP보다 더 최근 수치(t분기+w월)가 발표되어 있을 수 있으므로 이를 직접 정보변수로 활용

$$y_{t_q+h}^Q = \beta_0 + \lambda y_{t_q} + \beta_1 \sum_{k=0}^K \omega(k; \theta) L_M^k x_{t_m+w}^M + \varepsilon_{t_q+h_q}$$

- 예를 들어, 현재를 8월이라 가정하고 3분기 경제성장률을 전망한다고 가정하면 현재까지 2분기 GDP 속보치가 발표되어 있으며, 일부 월별 지표는 7월 수치까지 발표되어 있으므로 이를 당분기 GDP 전망에 이용하게 되면 현재 분기에 대한 더 많은 정보를 이용하여 경제성장률 전망 가능

□ 교량방정식과 마찬가지로 하나의 모형에 모든 정보변수를 포함하는 방식과 달리 다수의 모형에서 얻은 예측치를 조합하는 **예측 조합**(forecasting averaging) 방식을 이용하기도 함

## ( 평가 )

- MIDAS 모형은 **인위적인 주기 변환 없이도 주기불일치 문제를 해소**할 수 있다는 점에서 교량방정식에 비해 진보된 모형으로 평가
- 다만, 새로운 데이터가 입수되거나 전망 시계( $h$ ), 전망 시점이 달라질 때마다 **별개의 전망모형을 새로 추정**해야 하기 때문에 nowcasting 결과에 대한 **일관성있는 설명이 어려움**

## 3. 동적요인모형(Dynamic Factor Model)

### (1) 동적요인모형의 개요

- 동적요인모형(Dynamic Factor Model, 이하 DFM)은 모형에 포함된 **변수의 움직임을 관측 불가능한 공통요인( $f_t$ )과 고유요인( $\varepsilon_t$ )의 합으로 설명**하는 모형이며, 통상 다음과 같은 상태공간모형(state-space model)으로 표현됨

$$x_t = \mu + \Lambda f_t + \varepsilon_t \text{ (관측식)}$$

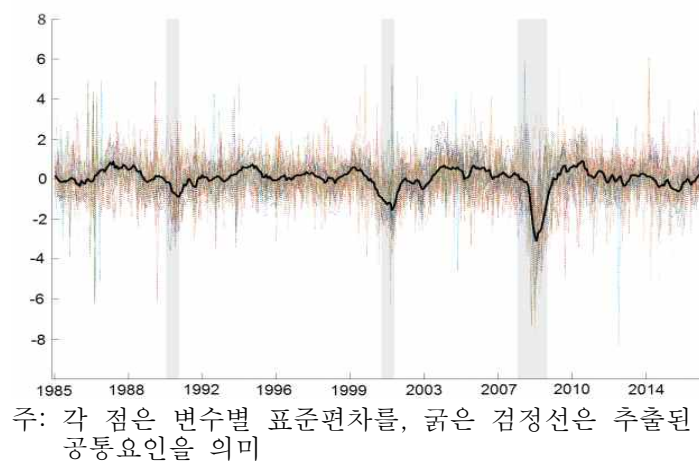
$$f_t = \sum_{i=1}^p A_i f_{t-i} + u_t \text{ (전이식)} \quad (u_t \sim i.i.dN[0, Q])$$

- 공통요인은 VAR(p)를 따르며, 개별 고유요인은 AR(p)를 따르거나 혹은 모든 시차에 대해 상관성이 존재하지 않도록 설정하는 등 모형의 동학은 다양하게 나타날 수 있음
- 관측 불가능한 공통요인을 추정하는 방법으로 비모수, 베이지언, 최대우도 추정법(Maximum Likelihood Estimator, 이하 MLE) 등의 방법을 이용

□ DFM은 모형 내 포함된 모든 변수에서 **소수의 공통요인을 추출**하여 정보 변수로 활용하기 때문에 **모든 데이터에 포함된 정보를 이용**하면서도 추정대상 변수가 적어 **차원의 저주(curse of dimensionality)**없이 **대규모의 데이터를 분석** 또는 **전망에 이용**하기 용이

- 대규모 변수를 정보변수에 직접 포함하는 경우 추정 대상 변수가 너무 많아지고, 다중공선성 문제가 발생할 가능성이 있으며 분석 대상 변수와 관계 없는 노이즈가 포함되어 오히려 설명력이 약화될 가능성

#### 전체 변수에서 공통요인의 추출



□ DFM은 nowcasting에서 발생하는 **결측치 문제(ragged-edge)**와 **혼합주기 문제**에 **효과적으로 대처**\* 가능하고 차원의 저주(curse of dimensionality)없이 대규모의 거시경제 데이터를 GDP 성장률 예측에 이용할 수 있기 때문에 최근 nowcasting 관련 연구에서 가장 많이 쓰이는 경향

\* 주로 EM algorithm을 이용하여 결측치 문제에 대처

- 다변수 모형에 주로 이용되는 **칼만 필터(Kalman filter)**는 효율적인 **결측치 처리**가 가능하도록 하며 모형 내 모든 변수에 대한 기댓값을 제공하기 때문에 모형 내 기대값과 실제 데이터의 차이인 **뉴스를 기반으로 전망을 수정할 수 있어 전망 수정 요인에 대한 분석이 가능**(Banbura et al.[2013])

## (2) 동적요인모형의 추정 및 nowcasting 방법

⇒ 이하에서는 nowcasting 문헌에서 주로 이용하는 두 가지 방법을 소개

## ( 2단계[two-step] 추정 방법: Giannone et al.[2008] )

□ Giannone et al.(2008)가 2단계(two-step)로 추정한 DFM으로 nowcasting을 수행한 이후 많은 연구에서 동 방법을 원용하여 다양한 국가를 대상으로 nowcasting을 수행

□ 구체적인 추정 방법은 다음과 같음

- (1st step) 상태공간 모형의 모수를 추정하기 위해 ① 주성분 분석(principal component analysis; PCA)을 통해 자료에서 공통요인( $f_t$ )과 요인 계수(factor loading,  $\Lambda$ )를 추정, ② 추정된 공통요인을 이용하여 최소자승법(OLS)으로 공통요인의 VAR(p) 모형 계수( $A_i$ )를 추정

— 주성분 분석(PCA)을 수행하려면 결측치가 존재하지 않아야 하므로 결측치가 존재하는 시점의 자료를 삭제하는 방식으로 균형 패널(balanced panel)을 생성<sup>1)</sup>하고 이를 기반으로 주성분을 추출

- (2nd step) 전체 정보집합(결측치가 존재하는 불균형 패널)에 대해 칼만 스무딩(Kalman smoothing)을 이용하여 공통요인( $f_t$ )을 재추정

□ GDP 성장률( $y_t^Q$ )에 대한 nowcasting은 위 과정에서 추정된 공통요인( $\hat{f}_t$ )을 분기데이터로 전환한 후  $y_t^Q = \beta_0 + \beta_1 \hat{f}_t^Q + e_t$ 와 같은 식을 이용하여 최소자승법으로 수행(주기불일치 문제 해결)

- 전망에 사용되는 식은 요인이 포함된 교량방정식(bridge equation with factors)과 동일한 형태이기 때문에 동 모형을 교량방정식의 확장이라고 보는 견해도 존재(Foroni, Marcellino[2013])

□ 위 방법은 손쉽게 이용 가능하며 주성분분석의 특성상 대표본에서도 모형을 효율적으로 추정하기 유리

- 다만 다양한 경우의 결측치 문제에 적용하기에는 다소 부적합하고 중소 규모의 동일 표본에서는 MLE를 이용한 추정보다 비효율적일 수 있으며

1) 주성분 분석은 변수로 구성된 행렬의 공분산에 대한 고유값 분해를 기반으로 하기 때문에 반드시 가역이어야 하므로 변수들의 마지막 데이터 시점이 일치하지 않으면(ragged) 주성분 분석이 불가능하기 때문에 위와 같은 방식으로 균형 패널을 생성한 것임. 이외에도 결측치를 처리하는 방법으로 보간법(interpolation)을 이용하거나 EM 알고리즘을 사용하는 방법이 있음.

입수 가능한 데이터의 길이에 따라 변수간 동적, 횡단 상관관계가 달라지는 단점이 존재

## (EM 알고리즘을 이용한 방법: Banbura and Modugno[2014], Bok et al.[2017])

□ Banbura and Modugno(2014)는 **EM(Expectation Maximization) 알고리즘에 기반한 최대우도추정법(MLE)**을 이용하여 모형을 추정

○ **EM 알고리즘**은 데이터와 및 기존 반복에서 추정된 계수를 조건부로 하여 로그 우도의 기댓값을 계산하는 과정(E-step: 칼만 필터링과 스무딩)과 로그 우도를 극대화하는 계수를 재추정하는 과정(M-step)을 우도가 수렴할 때까지 반복 실시하는 방법으로, **결측치의 패턴과 관계없이 적용 가능**

○ 알고리즘 적용에 앞서 초기값을 설정하기 위해 Giannone et al.(2008)의 방법과 유사하게 주성분 분석(결측치는 spline 보간)을 실시하여 공통요인( $f_t$ )과 요인계수( $\Lambda$ )를 추정하고, 기타 계수 및 공분산( $A, Q$ )의 초기값은 공통요인의 VAR 모형을 추정하여 설정

□ 우선 전망에 활용할 **월별·분기별 경제 데이터를 선정**하여 전처리\* 후 유사한 특성을 지닌 변수간 블록을 지정하여 **상태공간 모형을 구성\*\***

\* 각 변수 특성에 맞게 차분·계절조정 등 정상성(stationarity)을 확보할 수 있도록 변수 변환을 실시하고 이를 표준화(standardization)

\*\* 월별·분기별 경제 데이터를 통합하여 상태공간모형을 구성하는 방법은 <참고 2> 월별 변수와 분기 변수를 통합한 상태공간모형 구성 참조

○ 공통요인(common factor) 추정시 **모든 변수를 대상으로 한 전역(global) 추정**과 함께 변수 전체 그룹 내 유사한 성격을 지닌 블록을 생성하여 **각 블록 내에서도 공통요인을 추정**

○ 일례로, 전체 변수를 Banbura et al.(2010)과 같이 크게 3개의 블록(Global, Nominal, Real)으로 나눈다면 DFM은 다음과 같이 계수가 제약된 형태

$$x_t = \mu + \begin{pmatrix} \Lambda_{N,G} & \Lambda_{N,N} & 0 \\ \Lambda_{R,G} & 0 & \Lambda_{R,R} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_t^G \\ f_t^N \\ f_t^R \end{pmatrix} + \varepsilon_t$$

$$\begin{pmatrix} f_t^G \\ f_t^N \\ f_t^R \end{pmatrix} = \sum_{i=1}^p \begin{pmatrix} A_{i,G} & 0 & 0 \\ 0 & A_{i,N} & 0 \\ 0 & 0 & A_{i,R} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_{t-1}^G \\ f_{t-1}^N \\ f_{t-1}^R \end{pmatrix} + Bu_t \quad (u_t \sim i.i.dN[0, \begin{pmatrix} Q_G & 0 & 0 \\ 0 & Q_N & 0 \\ 0 & 0 & Q_R \end{pmatrix}])$$

- EM 알고리즘에 기반한 MLE를 통해 **모형을 추정**하고, 추정된 모형으로 **전망을 실시**한 후 **신규 데이터**가 공표될 때마다 **전망치를 업데이트\***

\* 전망치를 업데이트하는 구체적인 방법은 <참고1> 동적요인모형에서의 전망치 업데이트 참고

- 칼만 필터링과 스무딩을 통해 **각 변수의 모형 예측치를 형성**한 뒤 실제 공표된 데이터와의 차이인 뉴스를 전망 수정에 반영하며, 이러한 과정을 통해 **개별 데이터가 전망 수정에 기여하는 정도를 수치로 표현 가능**

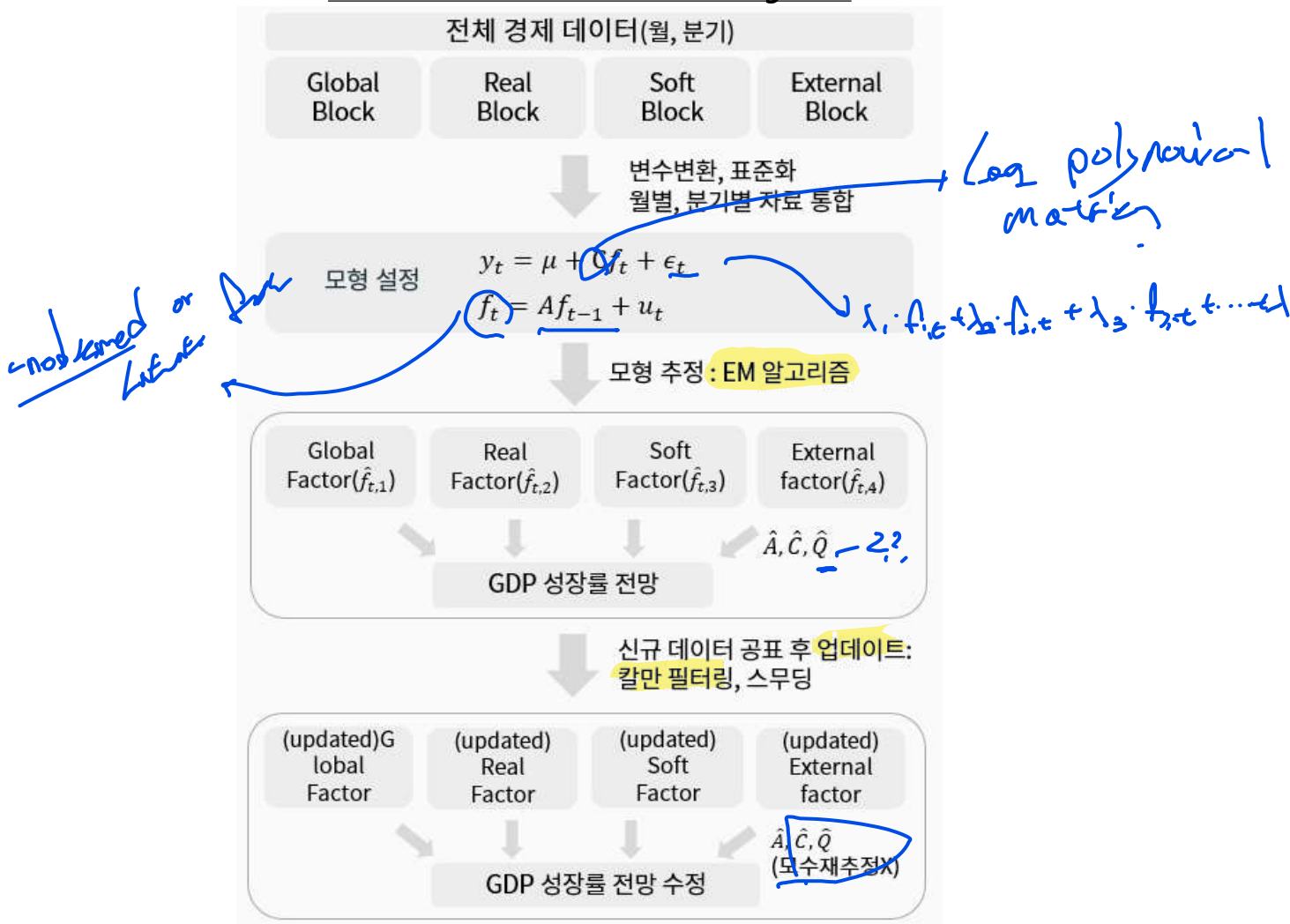
- 동 모형은 EM 알고리즘에 기반한 최대우도추정법(MLE)를 이용하기 때문에 **동일표본에서는 2단계 추정방법에 비해 효율적**이고, **결측치 문제에 유연한 대처**가 가능하며 **계수(factor loading)에 제약**을 가할 수 있어 선제적인 주기 변환 없이 **모형 내에서 분기 변수와 월별 변수를 통합**하여 분석할 수 있다는 점이 장점(Banbura et al.[2010])

- 계수에 제약을 가할 수 있기 때문에 유사한 성격의 변수들로 블록을 설정한 후 해당 블록 내에서 별도의 공통요인(factor)을 생성할 수 있어 공통요인에 대한 경제학적인 해석이 명확해짐
- **뉴스가 당분기 경제성장률 전망 수정에 기여하는 정도**를 신규 데이터가 공표되는 **즉시 수치로 평가**할 수 있기 때문에 시장참가자 및 정책당국의 **경제전망 프로세스를 모형 기반 시스템으로 구축하는 효과**

- 다만 대표본을 구성하기에는 주성분분석(PCA)을 이용한 분석에 비해 다소 효율성이 부족



## EM 알고리즘을 이용한 nowcasting 개요



## 4. 혼합주기(Mixed-frequency) VAR

- 혼합주기 VAR은 월별 GDP 성장률( $y_{t_m}^M$ )을 관측불가능한 변수로 설정한 후 분기 GDP 성장률( $y_{t_m}^Q$ )와의 관계와 여타 월별지표( $x_{t_m}^M$ )를 이용하여 다음과 같이 상태공간모형\*을 구성할 수 있음

\* 혼합주기 VAR에서 월별·분기별 경제 데이터를 통합하여 상태공간모형을 구성하는 방법은 <참고 2>와 유사하며 구체적인 방법은 Foroni and Marcellino(2013)을 참조

$$\begin{pmatrix} y_{t_m}^Q - \mu_y \\ x_{t_m}^M - \mu_x \end{pmatrix} = H s_{t_m} \text{ (관측식)}$$

$$s_{t_m} = F s_{t_m-1} + G v_{t_m} \text{ (전이식)}$$

$$(s_{t_m} = \begin{pmatrix} z_{t_m} \\ \vdots \\ z_{t_m-p} \end{pmatrix}, z_{t_m} = \begin{pmatrix} y_{t_m}^M - \mu_y \\ x_{t_m}^M - \mu_x \end{pmatrix})$$

- 상태공간 모형을 설정한 이후에는 DFM과 유사하게 **EM알고리즘** 등으로 추정 가능하며 칼만 필터링과 스무딩을 이용하여 주기적으로 전망치를 업데이트할 수 있음

□ VAR의 경우 변수가 많아질수록 추정이 어려워지므로 **소규모 시스템을 다수 구축**하여 예측치를 결합하는 방법을 이용하기도 하나, 최근에는 베이زي언 축소(Bayesian shrinkage)를 이용하여 차원을 축소하는 **베이زي언 VAR 모형** (bayesian approach)이 활발하게 이용됨

- 당분기 경제전망에 베이زي언 VAR을 활용하는 경우 변수의 정상성(stationarity)을 확보하지 않아도 된다는 장점이 있음

### Ⅲ

### 주요국 nowcasting 현황

#### (미국)

- **뉴욕 연준, 애틀란타 연준**에서 DFM을 이용하여 공식 전망과는 별도로 **당분기 경제성장률 전망치를 주기적으로 업데이트**하며 두 연준 모두 주관적 판단을 일체 배제하고 계량 모형에 의한 전망 결과만 공표
- **뉴욕 연준**(Bok et al.[2018])에서는 EM 알고리즘을 이용하여 추정된 DFM으로 실시한 **당분기 경제성장률 전망결과를 매주 금요일 오전에 발표**
  - 뉴욕 연준이 이용하는 모형(DFM) 특성상 매주 혹은 매일 신규 공표된 데이터를 이용하여 실시간 전망 수행이 가능
  - 발표되는 nowcasting 결과에는 당분기 GDP 전망치, 신규 공표된 데이터 및 해당 데이터가 전망 수정에 미치는 영향이 포함

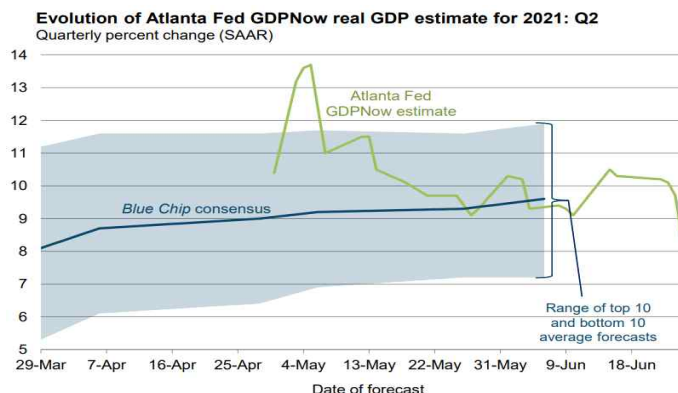
## New York FED의 nowcasting



자료: 뉴욕 연준

- **애틀랜타 연준**(Higgins[2014])에서는 GDP를 구성하는 13개 하위항목을 먼저 전망한 후 이를 이용하여 당분기 경제성장률을 전망하는 bottom-up 추정 방법을 활용
  - 이 과정에서 앞서 설명한 **Giannone et al.(2008)의 2단계(two-step) 추정 방법을 응용**하며, 구체적으로 ① 베이지안 VAR을 이용하여 GDP의 하위항목을 전망 ② 다수의 월별지표로부터 공통요인을 추정한 후 이를 이용하여 월별 지표를 전망 ③ 교량방정식을 이용한 하위 항목 전망 결과와 ①에서의 베이지안 VAR 전망 결과를 예측 조합 ④ 하위 항목 전망결과를 이용하여 연쇄가중법으로 GDP를 전망하는 과정을 거침
  - 애틀랜타 연준은 모형 내 포함된 **주요 지표(ISM제조업 지수 등)가 공표되는 시점마다** 지표 공표치를 반영한 **당분기 GDP 성장률 전망을 수정 발표**

## Atlanta FED의 nowcasting(GDPNow)



| Date   | Major Releases  | GDP* | Date   | Major Releases  | GDP* | Date   | Major Releases  | GDP* |
|--------|---|------|--------|---|------|--------|---|------|
| 30-Apr | Initial nowcast   | 10.4 | 27-May | GDP, Advance Durable Manufacturing Pers Inc/PCE, NIPA underlying detail | 9.1  | 24-Jun | GDP, Adv Durable Manufacturing, Adv Economic Indicators | 9.7  |
| 3-May  | ISM Manuf Index, Construction spending                    | 13.2 | 28-May | tables, Advance Economic Indicators                                     | 9.3  | 25-Jun | Pers Inc/PCE, NIPA tables                               | 8.3  |
| 4-May  | International trade, M3-2 Manufacturing, Auto Sales       | 13.6 | 1-Jun  | ISM Manuf Index, Construction spending                                  | 10.3 |        |   |      |
| 5-May  | ISM Nonmanufacturing Index                                | 13.7 | 3-Jun  | ISM Nonmanuf Index, Auto Sales  | 10.2 |        |   |      |
| 7-May  | Wholesale trade, Employment situation                     | 11.0 | 4-Jun  | M3-2 Manuf, Employment situation  | 9.3  |        |   |      |
| 12-May | Consumer Price Index, Monthly                             | 11.5 | 8-Jun  | International trade   | 9.4  |        |   |      |
| 13-May | Producer Price Index                                      | 11.5 | 9-Jun  | Wholesale trade   | 9.3  |        |   |      |
| 14-May | Retail Trade, Industrial Production, Import/Export prices | 10.5 | 10-Jun | Consumer Price Index, Monthly Treasury Statement                        | 9.1  |        |   |      |
| 18-May | Housing starts  | 10.1 | 15-Jun | Retail Trade, Industrial Production, Producer Price Index               | 10.5 |        |   |      |
| 21-May | Existing-home sales                                       | 9.7  | 16-Jun | Housing Starts, Import/Export prices                                    | 10.3 |        |   |      |
| 25-May | New-home sales  | 9.7  | 22-Jun | Existing-home sales   | 10.2 |        |   |      |
|        |   |      | 23-Jun | New-home sales  | 10.1 |        |   |      |

자료: 애틀랜타 연준

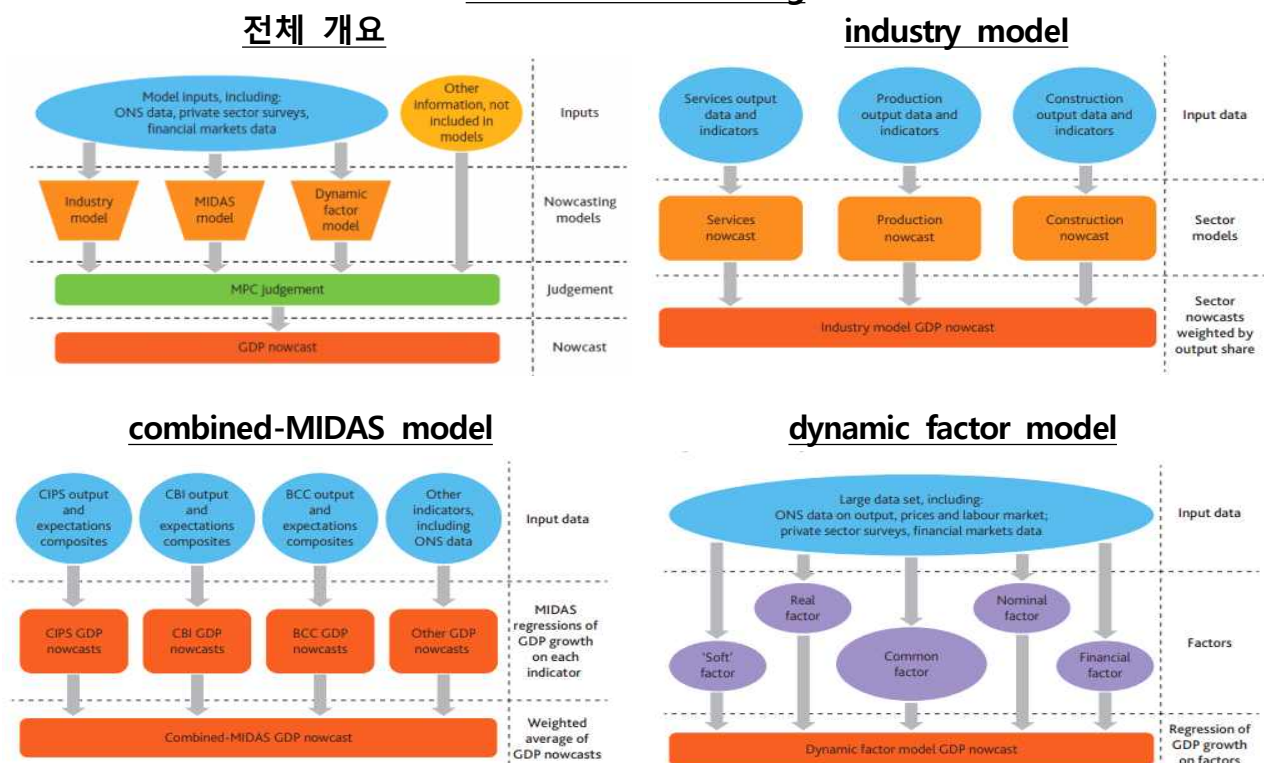
## (영국)

- **영란은행**은 당분기 경제성장률 전망\*에 **산업모형**(industry model), **MIDAS 모형**, **동적요인모형(DFM)**을 모두 이용하되 이들 결과를 모두 고려하여 **통화위원회(MPC)**가 최종적으로 **판단**(judgement)

\* 영란은행은 당분기 경제성장률 전망을 분기별로 발행하는 inflation report에 수록

- 산업모형은 월별 지표를 이용해서 서비스업, 제조업 및 건설업의 GDP를 전망하고 이를 가중평균해서 경제 전체 GDP를 전망하는 bottom-up 방식의 모형

### 영란은행의 nowcasting



자료: Anesti et al.(2017)

## (여타 국가)

- nowcasting 연구는 전 세계 국가를 대상으로 매우 활발하게 이루어지고 있으므로 각국 중앙은행에서 발표된 연구를 주로 정리

### 각국 중앙은행의 nowcasting 현황

| 국가        | 저자                       | 모형                         | 비고                          |
|-----------|--------------------------|----------------------------|-----------------------------|
| 인도        | Bhadury et al.(2020)     | DFM                        |                             |
| 유로지역(ECB) | Banbura et al.(2014)     | DFM                        | EM algorithm 이용             |
|           | Cimadomo et al.(2020)    | Bayesian VAR               |                             |
| 덴마크       | Schmith, Grenestam(2021) | DFM                        | EM algorithm 이용             |
| 핀란드       | Itkonen, Juvonen(2017)   | Bayesian VAR               |                             |
| 독일        | Eraslan, Schröder(2019)  | DFM                        | time-varying DFM 이용         |
|           | Kim(2019)                | DFM                        | soft data 영향력 검증            |
|           | Schumacher(2014)         | 교량방정식, MIDAS               |                             |
| 일본        | Chikamatsu et al.(2018)  | 교량방정식, MIDAS, factor-MIDAS | 예측 조합(forecast combination) |
| 캐나다       | Chernis, Sekkel(2017)    | DFM                        | EM algorithm 이용             |
|           | Chernis, Sekkel(2018)    | 교량방정식, MIDAS, DFM, BVAR    | 예측 조합(forecast combination) |
| 아일랜드      | Liebermann(2014)         | DFM                        | 2단계 추정법 이용                  |
| 멕시코       | Galvez-Soriano(2018)     | 교량방정식, DFM                 |                             |

주) 각 기관에서 발표한 working paper 중 일부를 발췌

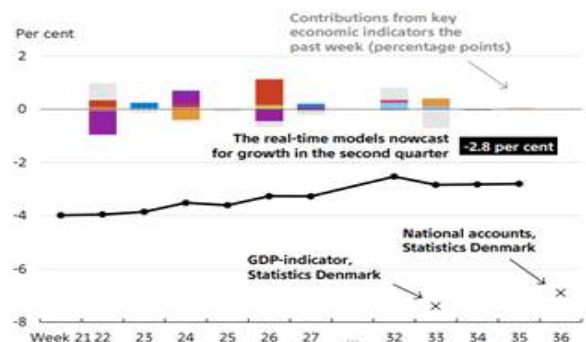
### 핀란드 중앙은행



자료: Bank of Finland, Denmark's National Bank

### 덴마크 중앙은행

#### THE REAL TIME MODELS nowcast for growth in Q2-2020



## (한국)

- 우리나라에서도 단기 경제전망을 위한 다양한 시도\*가 이루어졌으며 AR모형, 교량방정식, MIDAS 모형을 이용한 전망이 대부분인 가운데 일부 연구에서



머신러닝을 접목하여 단기 전망에 활용

\* 한국은행에서는 nowcasting관련 연구로 박강우·이중식(2009), 최병재·한진현(2014), 김치호·김현정(2016), 이동진·이은경(2017), 이승윤·이은경·한진현(2017)을 발간(조사통계월보, 국민계정리뷰, 경제전망보고서 등 공식 발간물 기준)

- **(AR 모형)** 이동수(2013)는 GDP 성장률의 자기회귀 모형에 외생변수로 월별 전산업생산지수를 포함한 ARX(AR with exogenous variable)모형을 이용하여 전망하였으며 이와 유사하게 김덕과 외(2020)는 ARX(AR with exogenous variable) 모형을 다수 추정한 후 개별 전망치를 예측 조합(forecast combination)하여 전망
- **(교량방정식)** 최병재·한진현(2014)은 정보변수를 달리한 다수의 교량방정식을 이용하여 예측치를 조합하는 방식(forecast combination)의 단기 전망을 실시하였고, 이승윤·이은경·한진현(2017)에서는 기존 교량방정식을 이용한 전망에 더해 MIDAS 모형과 기계학습모형의 3가지 모형으로 산출된 1,000개 가량의 전망치를 예측 조합
- **(MIDAS 모형)** 황선웅·박문수(2012)는 MIDAS-LEADS모형을, 형남원·최경욱·최병재(2016)는 AR-MIDAS 모형을, Kim·Swanson(2017)은 Factor-MIDAS 모형을 각각 이용하여 당분기 경제전망을 실시
- **(동적요인모형)** 박강우·이중식(2009)은 2단계(two-step) 추정 방법을 적용한 DFM에 기반하여 당분기 GDP 성장률을 전망하였으며, 김치호·김현정(2016)은 교량방정식의 전망과 주성분분석(PCA)을 이용한 DFM의 전망을 예측조합

#### IV

#### 요약 및 시사점

- 현 경제 상황에 대한 정확한 이해가 효율적인 통화정책 수행에 필수적이기 때문에 **nowcasting관련 연구는 각국 중앙은행을 중심으로 활발하게 이루어짐**
  - 특히 최근 **빅데이터 환경**에서 성질, 주기, 공표 시차 등이 서로 다른 변수를 한꺼번에 포함하여 분석하기 위한 연구가 활발히 진행
- **가장 많이 활용되고 있는 당분기 경제전망 모형**으로는 크게 **교량방정식, MIDAS, DFM, VAR**과 같은 모형이 있고 어느 한 모형의 전망 결과에 의존

하기 보다 여러 모형의 전망 결과를 **예측조합**(forecast combination)하는 방식의 전망도 다양한 방식으로 이루어지고 있으며 최근에는 **머신러닝**을 nowcasting에 접목하려는 시도도 활발

- 전망의 정확도 측면에서는 연구마다 결과가 다소 혼재되어 있어 특정 모형의 우월리를 판단하기 어려우나, 동적요인모형(dynamic factor model)과 같은 다변수 모형은 새로운 거시경제 데이터 입수에 따른 전망 수정시 해당 데이터의 영향을 수치적으로 파악할 수 있다는 점에서 단일 변수 모형에 비해 유리

□ nowcasting 모형은 GDP뿐만 아니라 **소비·투자 등** 저빈도의 **다른 경제 변수에도 적용**할 수 있어 그 활용도가 매우 높음

□ **우리나라**에서는 교량방정식과 MIDAS를 이용한 nowcasting 연구는 활발하게 이루어지고 있으나, **DFM이나 VAR 등을 이용한 연구는 상대적으로 부족**하기 때문에 다양한 모형의 구축 및 개선이 필요

- 공표 이후 데이터가 수정되는 경우가 많기 때문에 전망 모형의 정확한 평가를 위해서는 **실시간 경제 데이터셋**을 구축하기 위한 노력도 필수



<참고1>

## 동적요인모형에서의 전망치 업데이트

□ Banbura, Modugno(2014)에서의 업데이트 과정을 단순화하여 신규 자료의 공표 혹은 기존 자료의 수정이 있는 경우 전망치의 수정 과정을 기술

- 모든 자료의 주기가 월별이라는 가정 하에 연속되는 두 날짜( $v, v+1$ )에서 1개의 신규 자료( $y_{t-k,2}$ ,  $t$ 는 전망목표시점,  $k$ 는 가장 최근 자료와의 시차)를 입수하여 정보 집합이 확장( $\Omega_v \rightarrow \Omega_{v+1}$ )되면서 기존 전망( $E[y_{t,1} | \Omega_v]$ )이 수정된다고 가정

□ 신규 전망은 다음과 같이 기존 전망과 수정치의 합으로 표시되며, 이 때 수정치의 경우 기존 정보집합과 직교(orthogonal)하는 정보만을 조건부로 하는 목표 변수를 전망한 기댓값임

$$\underbrace{E[y_{t,1} | \Omega_{v+1}]}_{\text{신규전망}} = \underbrace{E[y_{t,1} | \Omega_v]}_{\text{기존전망}} + \underbrace{E[y_{t,1} | a_{v+1}]}_{\text{수정치}},$$

$$a_{v+1} = y_{t-k,2} - E[y_{t-k,2} | \Omega_v]$$

- 즉, 신규 입수되는 자료 자체에 의해 수정치가 결정되는 것이 아니라 기존 모형에서 예측하지 못했던 부분만을 근거로 수정치가 결정됨을 유의

□ 구체적으로 수정치는 다음과 같은 수식에 의해 결정(직교 투영)

$$E[y_{t,1} | a_{v+1}] = E[y_{t,1} a'_{v+1}] E[a_{v+1} a'_{v+1}]^{-1} a_{v+1}$$

□ 이를 이용하여, 다음과 같은 방정식을 만족하는 가중치( $\delta_{v+1,2}$ )를 도출할 수 있는데 동 가중치는 신규 자료 공표에 따른 뉴스가 전망 수정에 기여한 정도를 나타내는 지표

$$\underbrace{E[y_{t,1} | \Omega_{v+1}] - E[y_{t,1} | \Omega_v]}_{\text{수정치}} = \underbrace{\delta_{v+1,2}}_{\text{가중치}} \underbrace{(y_{t-k,2} - E[y_{t-k,2} | \Omega_v])}_{\text{뉴스}}$$

□ 보다 일반화된 업데이트 방법은 Banbura, Modugno(2014)를 참조

<참고2>

## 월별 변수와 분기 변수를 통합한 상태공간모형 구성

- 공통요인( $f_t$ )이 VAR(p)과정을 따르고, 고유요인( $\varepsilon_t$ )은 AR(1)과정을 따른다는 가정 하에 월별 변수( $x_t$ )만을 이용하여 상태공간모형을 구축

$$x_t = \mu + \Lambda f_t + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_{i,t} = \alpha_i \varepsilon_{i,t-1} + e_{i,t} \quad (e_{i,t} \sim i.i.d N[0, \sigma_i^2])$$

$$f_t = A_1 f_{t-1} + \dots + A_p f_{t-p} + u_t \quad (u_t \sim i.i.d N[0, Q])$$

- Mariano·Murasawa(2003)에 근거하여 분기 변수를 월별 변수와 통합하기 위해 우선 관측불가능한 전월대비 GDP 성장률( $y_t$ )이 다음과 같은 요인모형을 따른다고 가정

$$y_t = \mu_Q + \Lambda_Q f_t + \varepsilon_t^Q$$

$$\varepsilon_t^Q = \alpha_Q \varepsilon_{t-1}^Q + e_t^Q \quad (e_t^Q \sim i.i.d N[0, \sigma_Q^2])$$

- GDP의 전분기대비 성장률( $y_t^Q = Y_t^Q - Y_{t-3}^Q = 100 * [\log(GDP_t^Q) - \log(GDP_{t-3}^Q)]$ )을 다음과 같이 전월대비 성장률로 나타냄

$$\begin{aligned} y_t^Q = Y_t^Q - Y_{t-3}^Q &\approx (Y_t^M + Y_{t-1}^M + Y_{t-2}^M) - (Y_{t-3}^M + Y_{t-4}^M + Y_{t-5}^M) \\ &= y_t + 2y_{t-1} + 3y_{t-2} + 2y_{t-3} + y_{t-4} \end{aligned}$$

$$= \Lambda_Q f_t + 2\Lambda_Q f_{t-1} + 3\Lambda_Q f_{t-2} + 2\Lambda_Q f_{t-3} + \Lambda_Q f_{t-4} + \varepsilon_t^Q + 2\varepsilon_{t-1}^Q + 3\varepsilon_{t-2}^Q + 2\varepsilon_{t-3}^Q + \varepsilon_{t-4}^Q$$

- 위에서 구한 식을 이용하여 월별변수와 분기변수를 통합한 상태공간모형을 다음과 같이 구축

$$\begin{pmatrix} x_t \\ y_t^Q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu \\ \mu^Q \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Lambda & 0 & 0 & 0 & 0 & I_n & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \Lambda_Q & 2\Lambda_Q & 3\Lambda_Q & 2\Lambda_Q & \Lambda_Q & 0 & 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_t \\ f_{t-1} \\ f_{t-2} \\ f_{t-3} \\ f_{t-4} \\ \varepsilon_t \\ \varepsilon_t^Q \\ \varepsilon_{t-1}^Q \\ \varepsilon_{t-2}^Q \\ \varepsilon_{t-3}^Q \\ \varepsilon_{t-4}^Q \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} f_t \\ f_{t-1} \\ f_{t-2} \\ f_{t-3} \\ f_{t-4} \\ \varepsilon_t \\ \varepsilon_{t-1}^Q \\ \varepsilon_{t-2}^Q \\ \varepsilon_{t-3}^Q \\ \varepsilon_{t-4}^Q \\ \varepsilon_{t-5}^Q \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ I_r & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I_r & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I_r & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I_r & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I_r & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & diag(\alpha_1, \dots, \alpha_n) & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \alpha_Q & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} f_{t-1} \\ f_{t-2} \\ f_{t-3} \\ f_{t-4} \\ f_{t-5} \\ \varepsilon_{t-1} \\ \varepsilon_{t-1}^Q \\ \varepsilon_{t-2}^Q \\ \varepsilon_{t-3}^Q \\ \varepsilon_{t-4}^Q \\ \varepsilon_{t-5}^Q \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_t \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ e_t \\ e_t^Q \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

## 《 참 고 문 헌 》

- 김덕파, 강성진, 이선주, 최시원. (2020). “월별지표를 이용한 GDP추정을 위한 계량 모형 구축” 국회예산정책처 정책연구용역 보고서
- 김치호, 김현정. (2016) "GDP 성장률의 Nowcasting 에 관한 연구." 한국은행 국민계 정리뷰, 2016년 제2호
- 박강우, 이종식. (2009) “GDP 예측력 제고를 위한 동태요인모형 구축.” 한국은행 조사통계월보, 2009년 6월호
- 이동수. (2013). “전산업생산지수를 이용한 분기 성장률 예측.” 통계연구 제18회 제2호
- 이동진, 이은경. (2017). “실물·금융 정보를 종합적으로 활용한 경기상황지수 (BOK-COIN) 시산.” 한국은행 조사통계월보 2017년 11월호
- 이승윤, 이은경, 한진현. (2017). "기계학습과 혼합주기 모형을 활용한 단기전망시스템." 한국은행 조사통계월보 2017년 5월호
- 최광신. (2019) "K-SuperCast: 빅데이터를 이용한 GDP 성장률 적시예측 시스템." 한국데이터정보과학회지 30, no. 4 : 723-743.
- 최병재, 한진현. (2014). "월별자료를 이용한 예측조합에 의한 GDP 전망." 한국은행 경제전망보고서 2014년 10월
- 황선웅, 박문수. (2012). “대규모 혼합주기 자료를 이용한 단기 경제전망 모형 구축.” 산업연구원 연구보고서 2012-642
- 형남원, 최경욱, 최병재. (2016) "혼합자료 샘플링 모형을 통한 GDP 예측." 국제경제 연구 22, no. 2 83-117.
- Anderson, Roy M., Hans Heesterbeek, Don Klinkenberg, and T. Dierdre Hollingsworth (2020), “How Will Country-based Mitigation Measures Influence the Course of the Covid-19 Epidemic?,” The Lancet, Vol.395(10228), pp. 931-934.
- Anesti, Nikoleta, Simon Hayes, Andre Moreira, and James Tasker. (2017). "Peering into the present: the Bank's approach to GDP nowcasting." Bank of England Quarterly Bulletin 2017. Q2.
- Bañbura, Marta, Domenico Giannone, and Lucrezia Reichlin. (2010). "Nowcasting." ECB Working Paper No.1275

- Banbura, M., Giannone, D., Modugno, M., & Reichlin, L. (2013). "Now-casting and the real-time data flow", Handbook of economic forecasting (Vol. 2, pp. 195-237). Elsevier.
- Bañbura, Marta, and Michele Modugno. (2014) "Maximum likelihood estimation of factor models on datasets with arbitrary pattern of missing data." Journal of Applied Econometrics 29, no. 1 : 133-160.
- Bell, Venetia, Lai Wah Co, Sophie Stone, and Gavin Wallis. (2014). "Nowcasting uk gdp growth." Bank of England Quarterly Bulletin 2014. Q1.
- Bhadury, Soumya, Saurabh Ghosh, and Pankaj Kumar. (2020). "Nowcasting Indian GDP growth using a Dynamic Factor Model." RBI Working Paper Series No. 03
- Bok, Brandyn, Daniele Caratelli, Domenico Giannone, Argia M. Sbordone, and Andrea Tambalotti. (2018). "Macroeconomic nowcasting and forecasting with big data." Annual Review of Economics 10 : 615-643.
- Chernis, Tony, and Rodrigo Sekkel (2017). "A dynamic factor model for nowcasting Canadian GDP growth." Empirical Economics 53, no. 1 : 217-234.
- Chernis, Tony, and Rodrigo Sekkel. (2018). Nowcasting Canadian Economic Activity in an Uncertain Environment. No. 2018-9. Bank of Canada
- Chikamatsu, Kyosuke, Naohisa Hirakata, Yosuke Kido, and Kazuki Otaka. (2018). "Nowcasting Japanese GDPs." Bank of Japan Working paper
- Cimadomo, J., Giannone, D., Lenza, M., Monti, F., & Sokol, A. (2021). "Nowcasting with large Bayesian vector autoregressions", ECB Working Paper No. 20202453
- Eraslan, Sercan, and Maximilian Schroder. (2019). "Nowcasting GDP with a large factor model space." Deutsche Bundesbank Discussion Paper No. 41/2019
- Foroni, Claudia, and Massimiliano Giuseppe Marcellino. (2013).. "A survey of econometric methods for mixed-frequency data." Norges Bank Working Paper 2013-06
- Foroni, Claudia, Massimiliano Marcellino, and Christian Schumacher. "Unrestricted mixed data sampling (MIDAS): MIDAS regressions with unrestricted lag polynomials." Journal of the Royal Statistical Society: Series A

- (Statistics in Society) 178, no. 1 (2015): 57-82.
- Galvez-Soriano, Oscar de J. "Nowcasting Mexico's quarterly GDP using factor models and bridge equations." *Estudios Economicos* (Mexico, DF) 35, no. 2 (2020): 213-265.
- Ghysels, E., Sinko, A., & Valkanov, R. (2007), "MIDAS regressions: Further results and new directions", *Econometric reviews*, 26(1), 53-90.
- Giannone, Domenico, Lucrezia Reichlin, and David Small. (2008). "Nowcasting: The real-time informational content of macroeconomic data." *Journal of Monetary Economics* 55, no. 4: 665-676.
- Higgins, Patrick C. (2014). "GDPNow: A Model for GDP'Nowcasting'." Federal Reserve Bank of Atlanta Working Paper 2014-7
- Itkonen, Juha, and Petteri Juvonen. (2017) "Nowcasting the Finnish economy with a large Bayesian vector autoregressive model." No. 6/2017. BoF Economics Review, 2017.
- Kim, Hyun Hak, and Norman R. Swanson. (2018). "Methods for backcasting, nowcasting and forecasting using factor MIDAS: With an application to Korean GDP." *Journal of Forecasting* 37, no. 3 : 281-302.
- Kurz Kim, Jeong Ryeol. (2019). "A note on the predictive power of survey data in nowcasting euro area GDP." *Journal of Forecasting* 38, no. 6 489-503.
- Liebermann, Joelle. "Real Time Nowcasting of GDP: A Factor Model vs. Professional Forecasters." *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 76, no. 6 (2014): 783-811.
- Mariano, Roberto S., and Yasutomo Murasawa. "A new coincident index of business cycles based on monthly and quarterly series." *Journal of applied Econometrics* 18, no. 4 (2003): 427-443.
- Schumacher, Christian. (2016). "A comparison of MIDAS and bridge equations." *International Journal of Forecasting* 32, no. 2 : 257-270.
- Schmith, Adrian Michael Bay and Grenestam, Erik (2021). "A factor model approach to nowcasting Danish GDP" Danmarks National Bank Economic memo No. 3