

당분기 지역 경기전망모형 구축: 부산지역을 중심으로*

김 유 태** · 문 수 성*** · 소 인 환****

논문 초록

지역별 경기변동 양상이 다변화되는 가운데 코로나 위기를 거치며 지역별로 경기 상황을 조기에 파악할 필요성이 커지고 있다. 본고에서는 최근 GDP 등 경기흐름을 실시간 파악하는 데 활용되고 있는 당분기 전망 체계를 지역경제 단위에 적용하여 당분기 경기흐름을 전망할 수 있는 방안을 마련하였다. 이를 위해 최근 한국은행에서 개발·산출한 지역경기전망지수(RECI) 중 부산지역 지수를 전망대상 지표로 선정하여 부산지역의 당분기 경기전망을 실시해 보았다. 분석 결과, 동 모형은 부산지역 경기상황 변화를 상당히 조기(RECI 작성 18주전)에 포착하였으며, 예측오차도 준거모형인 자기회귀모형에 비해 낮게 나타나 예측력도 상대적으로 높았다. 특히 코로나19로 인한 충격으로 경제상황이 급변했던 시점의 예측 결과도 분기지표가 모두 발표되는 시점 이전에 경기변화를 조기 포착하여 속보성 측면에서 유용한 것으로 판단된다. 예측정확도 측면에서도 전망대상기간중 예측오차가 낮게 나타나 높은 수준의 정확도를 보였다.

핵심 주제어: 지역 경기변동, 당분기 경기전망 모형, 동태요인모형, 장단기 기억모형

경제학문헌목록 주제분류: E32, R11, E71

투고 일자: 2023. 12. 11. 심사 및 수정 일자: 2024. 2. 23. 게재 확정 일자: 2024. 5. 9.

* 본 논문은 한국은행 부산본부 조사연구 ‘부산지역 당분기 경기전망모형 구축’ (한국은행 지역 경제보고서 23.9월호 수록) 중 일부를 수정, 보완한 연구임을 밝힙니다. 본 논문은 한국은행의 공식견해가 아닌 집필자 개인의 견해이므로 본 논문의 내용을 인용하는 경우에는 집필자 명을 반드시 명시해 주시기 바랍니다. 아울러 본 논문의 초고에 대해 유익하고 건설적인 조언을 해주신 이경환 한국은행 부산본부 기획조사부장, 이현창 한국은행 디지털혁신실 디지털신기술팀장과 익명의 두 분 심사위원께 감사의 말씀을 드립니다. 본 논문에 남아 있을 수 있는 오류는 전적으로 저자들의 책임임을 밝힙니다.

** 제1저자, 한국은행 부산본부 부산기획금융팀 과장, e-mail: gyutae777@bok.or.kr

*** 공동저자, 한국은행 부산본부 부산경제조사팀 과장, e-mail: soosung.moon@bok.or.kr

**** 교신저자, 한국은행 경제연구원 국제경제연구실 차장, e-mail: ihs0h@bok.or.kr

I. 서 론

2000년대 이후 우리나라의 경기변동은 그 양상이 상당히 복잡해지고, 지역간·부문간 경기흐름의 차별화도 점차 심화되는 모습이다(소인환 외, 2023). 특히, 최근 코로나 19 확산에 따른 팬데믹 위기를 거치면서 지역별로 상이한 산업, 인구, 소득 구조 등으로 인해 지역간 경기상황의 편차는 더욱 두드러지게 되었다(박승문 외, 2023). 이러한 상황에서 각 지역에서는 보다 정확한 경기판단을 위해 경기상황을 실시간으로 모니터링할 필요성이 점차 확대되고 있다. 이에 각 지역자치단체 및 지역 연구소를 중심으로 모니터링 지표 및 시스템 개발과 운영을 위한 노력들도 꾸준히 이어지고 있다.¹⁾

그러나 전국 단위의 경기 모니터링 지표에 비해 아직까지 지역 경기상황을 전반적으로 조기에 파악할 수 있는 지표나 체계는 크게 부족한 실정이다(〈Table 1〉). 각 지역에서는 지역내 총생산, 산업생산지수를 중심으로 소매판매액, 건축착공면적, 취업자수 등 활용 가능한 다양한 지역 경제활동 통계들을 활용하여 지역 경기상황을 파악하고 있다. 이 가운데 GRDP는 전국 경기판단의 주요 지표인 국내총생산과의 정합성이 높고, 경제활동 전반을 일관된 기준에서 평가할 수 있다는 측면에서 큰 장점이 있다. 지역단위 산업생산지수는 제조업(월별)과 서비스업(분기) 및 하위 구성 부문의 지수가 제공되어 정보가 풍부한 데다, 해당 월 또는 분기 종료 1~2개월 후에 입수할 수 있어 적시성도 비교적 높다고 할 수 있다. 그러나 이 지표들 역시 전국 지표(GDP, 전산업생산지수 등)에 비해 속보성 및 포괄성이 여전히 부족하여 지역 경기상황을 면밀히 조망하는 데는 한계가 뚜렷한 것이 현실이다. 예컨대 GRDP의 경우 공표 주기와 공표 시차가 모두 길고, 지역 산업생산지수는 전국에 비해 상대적으로 제한적인 산업 및 부문에 대한 정보만을 포함하고 있기 때문이다.²⁾

1) 예를 들어, 최근 부산광역시 지역경제 여건의 종합진단 및 전망을 위해 위기진단 상시 모니터링 체계를 구축하기로 하였다(부산광역시 2023년 경제정책 방향, 2023. 1월).

2) 연단위로 작성되는 GRDP는 작성기준년도 경과 후 잠정치는 익년 12월, 확정치는 익익년 8월에 공표되고 있다. 다만, 통계청은 2025년부터 분기별 GRDP를 산출하기 위해 준비 중인 것으로 알려졌다(통계청 2023. 6월). 한편, 지역별 산업생산지수는 전산업생산지수와 비교해 볼 때 농림어업, 건설업, 공공행정 등이 포함되지 않으며, 서비스업의 경우 공표 주기가 월별이 아닌 분기로만 산출되고 있다.

〈Table 1〉 Key Regional Economic Indicators

Indicators	Sectors	Frequency	Lags ¹⁾	Sources
• Industrial production index (manufacturing)	Output	Monthly	D + (less than) 1 month	Statistics Korea
• Industrial production index (service)	Output	Quarterly	D + (less than) 2 months	Statistics Korea
• GRDP	Output, demand	Annually	D + (less than) 12 months	Statistics Korea
• Regional composite economic index	Overall economic conditions	Monthly	D + (less than) 3 months	Economic Institutions by region

Notes: 1) The lags between the target date of statistical reporting (D-day) and the public disclosure of the statistics.

이러한 상황에서 각 지역자치단체와 유관 기관 등에서는 지역 경기상황을 보다 빠르고 정확하게 파악하기 위한 노력을 지속하고 있다. 예를 들어 각 지역 유관기관 등에서는 해당 지역 경기상황을 종합적으로 파악할 수 있는 지역 경기종합지수 등을 개발하여 경기판단에 활용하고 있다. 다만, 이들 판단지표들은 산출과정에서 포함되는 변수 및 산출방법에 따라 GDP 또는 GRDP와의 정합성이 낮을 가능성이 높은데다, 산출 기준이 달라 각 지역별로 일관된 비교가 어려울 수 있다. 또한 공표 시차로 인해 경기상황을 속보성 있게 모니터링하는 데도 여전히 제약이 존재한다. 한국은행에서는 이러한 점을 고려하여 최근 GDP, GRDP, 산업별 생산지수 등 전국 및 지역 통계를 종합적으로 활용하여 각 지역의 전체적인 경기상황을 분기별로 보여주는 분기별 지역경기전망지수(舊지역경기상황지수; regional economic condition index, 이하 RECI)를 개발한 바 있다(정민수 외, 2023). 다만, RECI의 경우에도 해당 분기 종료 후 일정 기간이 경과한 후, 즉 GDP 공표 이후에야 산출 가능하다는 점에서 현 시점의 경기판단을 위한 지표로 활용하는 데는 제약이 있으며, 속보성 측면에서 개선할 여지가 여전히 남아있다.

본고에서는 이러한 문제점들을 해소하기 위해 한국은행에서 최근 개발 및 구축한 RECI와 당분기 경기전망(nowcasting) 모형(이현창 외, 2022)을 함께 이용하여 부산 지역의 RECI 당분기 경기전망 모형을 구축하고 지역 경기상황의 실시간 판단에 활용하는 방안을 검토하였다.³⁾ 당분기 경기전망 모형은 전반적인 경기상황과 상관관계가 높고 공표 주기가 상대적으로 짧은 경제지표를 활용하여 당분기 GDP 등을 예

측하고, 경제지표가 신규 입수될 때마다 예측치를 지속적으로 업데이트하여 경기흐름 등을 실시간으로 파악하는 기법이다. 본고에서는 한국은행의 GDP 당분기 경기전망 모형을 참조하여, 당분기 경기전망 대상지표를 RECI로 하고 모형내 지역경제 특성이 적절히 반영될 수 있도록 변수 설정과 블록, 하이퍼파라미터 설정 등을 조정한 후 당분기 지역경기를 전망할 수 있는 모형 체계를 구축하였다.

본고는 기존 연구들과 비교해 보았을 때 지역 경기전망에 있어서 다음과 같이 기여하고 있다. 첫째, 본고는 국내 연구 중 처음으로 지역단위 당분기 경기전망에 당분기 경기전망 모형을 활용하였다. GDP의 경우에는 Foroni and Marcellino (2014), Bell et al. (2014) 등 주요국 중앙은행을 중심으로 교량방정식, 혼합주기모형 등과 같은 단일 방정식 모형과 동태요인모형(dynamic factor model, 이하 DFM 모형), 벡터자기회귀모형 등의 다변량 동태모형을 활용하여 실시간 전망하는 사례가 많다.⁴⁾ 국내에서는 Kim(2003), 김윤영·박준용(2007), 최경욱 외(2016), 이진희·김덕과(2014) 등 경기전망 예측 방법 개선을 위한 다양한 모형들이 개발 및 활용되어 오다가, 최근에는 이현창(2022), Seo et al. (2023) 등과 같이 기계학습 기법 등을 적용하여 당분기 경제전망 모형을 구축한 사례들이 늘어나고 있다.⁵⁾ 그러나 지역단위로 경기상황에 대한 당분기 경기전망 사례는 Henzel et al. (2015), Gordon and Mendieta-Munoz(2021) 등 일부 해외 연구를 제외하고는 크게 부족한 실정이다. 국내의 경우 Kim(1995), 황상연(2010), 박희석(2008), 서혜성·윤성민(2016) 등 주로 지역 연구원을 중심으로 시계열모형에 기반한 장·단기 지역경기 전망모형 구축 사례들이 다수 있으나, 데이터와 모형의 한계 등으로 인해 당분기 경기전망 사례는 찾아보기 어려웠다.⁶⁾ 이러한 현실에서 본고에서 제시한 RECI

3) 부산이 우리나라의 제2의 도시로서 수도권 또는 전국 경기흐름과는 차별적 모습이 나타나는 대표적인 지역인 점을 고려하였다(소인환 외, 2023). 본고의 사례를 참고하여 지역별 특성을 감안한 해당 지역의 경제변수 선정과 블록 설정 등을 통해 다른 지역에서도 이와 유사한 지역 당분기 경기전망 모형 구축이 가능할 것으로 기대된다.

4) 특히 동태요인모형은 정보손실없이 주기 불일치, 결측치 문제 등을 해소할 수 있고, 다양한 종류의 데이터를 동시에 활용할 수 있는 장점 덕분에 현재 최고 수준의 당분기 경기전망 모형으로 평가받으며 활용 사례가 크게 늘고 있다. 보다 자세한 GDP 당분기 경기전망 사례는 이현창 외(2022)를 참고하기 바란다.

5) 한희준(2023) 등과 같이 GDP 외에도 인플레이션율 등 여타 경제지표에 대한 단기 전망모형 개발 사례들도 최근 활발히 나타나고 있다.

6) 이상일(2021)은 울산의 GRDP에 대한 AI 기반 예측모형을 구축하였으나, 본고에서 제시한

당분기 경기전망 모형은 GRDP 등 기존 지역경제지표 뿐만 아니라 RECI 활용의 한계점을 상당 부분 보완하고 지역 경기상황에 대한 실시간 정보를 제공하는 데 기여할 것으로 기대된다.

둘째, 타 지역에도 적용가능한 유연한 모형체계와 데이터 구성을 활용하였다. 본고에서 활용된 당분기 경기전망 모형 등은 해당 지역경제 구조에 맞게 여러 경제지표를 유연하게 추가·변경이 가능하며, 모형 블록 설정도 용이하다. 이에 따라 본고에서 주로 분석한 부산 외의 지역에서도 지역별 경기변동의 조기 포착 및 경기상황의 판단력 제고를 위해 당분기 경기전망 모형체계를 확대·적용해 나갈 수 있을 것이다.

본고의 구성은 다음과 같다. 먼저 제Ⅱ장에서는 부산지역 데이터를 이용하여 구축한 당분기 지역 당분기 경기전망 모형 체계에 대해 살펴보았다. 제Ⅲ장에서는 당분기 지역 경기전망 모형을 이용하여 추정 및 분석한 내용을 다루고 있다. 제Ⅳ장에서는 당분기 지역 경기전망과정 및 주요 결과를 다루었다. 제Ⅴ장에서는 모형설정의 강건성에 대해 분석한 내용을 다루고 있으며, 마지막으로 제Ⅵ장에서는 분석결과에 따른 시사점 등을 정리하였다.

Ⅱ. 당분기 지역 경기전망 관련 주요 지수 및 모형

본고의 지역 당분기 경기전망 모형은 최근 한국은행에서 개발 및 구축한 GDP 당분기 경기전망 모형과 RECI 지수를 기초로 한다. 따라서 본 장에서는 지역 당분기 경기전망 모형 설명에 앞서 이의 바탕이 되고 있는 RECI 지수와 GDP 당분기 경기전망 모형에 대해 간략히 설명하도록 한다.

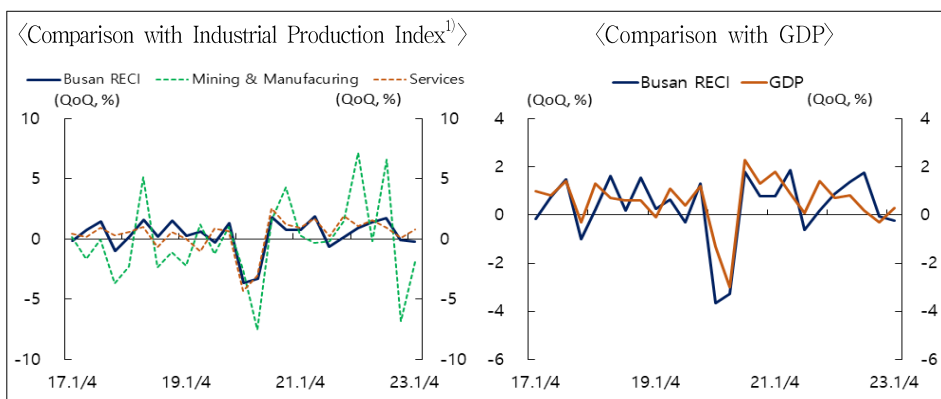
1. 지역경기전망지수

최근 한국은행(정민수 외, 2023)에서는 지역 단위 경기지표들의 한계점을 보완하여 종합적인 경기상황을 파악하기 위해 RECI 지수를 개발하였다. GRDP는 지역경제 상황을 가장 잘 나타낸다는 점에서 경기판단에 가장 적합한 통계이나, 연간으로

당분기 실시간 전망과는 예측 빈도와 방식 면에서 차이가 있다.

만 발표되기 때문에 보다 빠르고 정확한 경기판단을 위해서는 속보성을 보완할 필요가 있다. 이를 위해 RECI 지수는 지역 통계중 비교적 속보성이 높은 산업생산지수, 서비스업 생산지수 등과 GRDP의 동조화 정도를 분석하여 GRDP를 분기별로 분해하는 한편, 최근 분기의 GRDP를 추정하여 지수화하였다. 이 과정에서 분기별 총부가가치 합이 지역별 연간 GRDP와 일치하도록 하여 GDP 통계와의 정합성도 높였다.⁷⁾

〈Figure 1〉 Recent Developments of Busan RECI



Notes: 1) All data herein is seasonally adjusted (S.A.). In the instance where S.A. series for the industrial production index (services) is not available, we compute the series using the BOKX13. The original data sources are Statistics Korea (<https://kosis.kr>) and the Bank of Korea (<https://ecos.bok.or.kr>).

부산지역의 RECI 지수 추이를 살펴보면 〈Figure 1〉에서 보는 바와 같이 대체로 부산의 산업생산지수(전기대비 증감률 기준)와 유사한 흐름을 보였다. 특히 서비스업 비중이 높은 부산지역 경제의 특성으로 인해 부산지역 RECI 지수는 서비스업 생산지수와의 상관계수(2010. 1/4분기~2023/1. 4분기 기준)가 0.76으로 상당히 높게 나타났다. 한편 부산지역 RECI 지수는 우리나라 전체의 GDP 성장률과도 비슷한 흐름을 보였다. 다만 2022년의 경우에는 코로나 방역조치가 크게 완화되며 대면 서

7) 이처럼 긴 주기의 통계를 짧은 주기의 통계로 변환하는 과정을 벤치마킹이라 하는데, RECI는 벤치마킹을 위해 IMF 등에서 권고하는 비례형 텐트법을 활용하였다. 비례형 텐트법은 인접한 분기 BI 비율(benchmark-to-indicator ratio) 간의 차이를 최소화하면서 분기 통계의 연간 합과 연간 통계를 일치시키는 방법이다. 이에 대한 보다 자세한 내용은 Di Fonzo and Marini(2012) 등을 참고하기 바란다.

비사업 등을 중심으로 수요회복이 강화됨에 따라 전국 GDP보다 다소 높은 증가세를 보이기도 하였다.

RECI 지수는 종합적인 지역 경기변동 지표로서 활용도가 매우 높을 것으로 판단되지만 지수 작성에 이용되는 통계들의 특성상 분기 종료 이후 공표까지 최소 2개월 내외의 시차가 불가피하다는 한계가 있다. 따라서 보다 속보성 있는 경기판단을 위해서는 분기 종료 이전이라도 매월 발표되는 경제통계를 기반으로 당분기를 예측하는 방식의 경기전망모형에 대한 필요성이 제기된다.

2. 당분기 경기전망모형 체계

한국은행은 매분기 GDP를 당분기중에 실시간으로 전망하는 당분기 경기전망 체계를 구축하였는데(이현창 외, 2022), 동 전망 체계는 주모형과 보조모형으로 구성되어 있다. 먼저 주모형으로는 주요국 중앙은행 등에서 광범위하게 활용되고 있는 DFM 모형을 사용하였다. DFM 모형은 경제변수들의 움직임을 공통요인과 고유요인의 합으로 가정한 후 다양한 통계지표들로부터 공통요인을 식별하여 전체 경기 예측에 활용하는 방법인데, 식 (1)과 같이 관측식과 전이식으로 구성된 상태공간 형태로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{[관측식]} \quad y_{i,t} &= \mu_{i,t} + \Lambda_i f_t + \varepsilon_{i,t} \\ \text{[전이식]} \quad f_t &= A f_{t-1} + u_t \quad (\text{단, } u_t \sim iid N(0, Q)) \end{aligned} \quad (1)$$

단, $y_{i,t}$ 는 i 번째 경제변수를, f_t 는 관측 불가능한 공통요인을, $\varepsilon_{i,t}$ 는 각 변수의 고유요인을 의미한다. 또한 두 요인 모두 AR(1) 과정을 따르는 것으로 가정하였다. 그리고 Λ_i 는 공통요인에 대한 민감도를 의미하는 요인계수를 의미한다.

당분기 경기전망 체계 특성상 DFM 모형 추정에 사용되는 경제변수들의 공표주기(월 또는 분기)가 다양한데, 이러한 자료들이 정보손실 없이 함께 활용될 수 있도록 설계될 필요가 있다. 또한 당분기 경기전망 과정에서 경제구조 및 변수의 특성을 반영하여 블록으로 구성하여 추정하는 것이 보다 효율적이다. 이러한 내용들에 대해서는 제III장에서 보다 자세히 다루기로 한다.

한편, 단일모형을 이용할 경우 경제구조가 급변하는 상황에서 예측력이 크게 저

하될 수 있다. 이를 보완하기 위해 한국은행 당분기 경기전망 체계에서는 기계학습에 기초한 장단기기억모형(long short-term model, 이하 LSTM 모형)을 당분기 전망의 보조모형으로 사용하였다. LSTM 모형은 시계열 자료에서 주요 정보를 선별 기억하는 딥러닝 모형으로, 각 시점에 입력된 변수 정보가 이후 시점으로 전달되는 과정을 장·단기로 구분하여 상대적으로 오래전의 정보도 현 시점에서 변수 예측에 활용될 수 있도록 하는 방식이다. 이 과정에서 LSTM 모형은 추정된 값과 실제값을 비교해 가면서 예측오차가 줄어들도록 파라미터를 최적화한다(Hochreiter and Schmidhuber, 1997). 동 모형의 학습을 위한 월 및 분기 실적치와 전망분기 마지막 월까지의 전망치는 DFM 모형의 추정 과정에서 이용한 데이터를 동일하게 사용하였다.

t 시점에서의 LSTM 알고리즘 기본구조는 식 (2)와 같은데, 다른 기계학습 알고리즘과는 다르게 t 시점의 layer 연산에서 $c^{<t>}$ (cell state)를 이용한다는 특징을 가지고 있다. $t-1$ 시점까지 계산된 은닉층의 $a^{<t>}$ 와 t 시점의 입력값 $x^{<t>}$ 는 활성화함수를 통해 $\tilde{c}^{<t>}$ 를 계산한다. Γ_f 는 과거 정보를 어느 정도만큼 잊을지를 결정하는 가중치이며, Γ_u 는 현재 정보를 어느 정도만큼 기억할지를 결정하는 가중치이다. Γ_u 와 Γ_f 를 이용하여 과거의 정보를 반영한 $c^{<t>}$ 를 계산하고, 이를 softmax 함수에 대입하여 t 시점에서의 최종 출력 예측치인 $\hat{y}^{<t>}$ 를 구한다. 이를 도식화하면 아래의 〈Figure 2〉와 같다.

$$\tilde{c}^{<t>} = \tanh(W_c[a^{<t-1>}, x^{<t>}] + b_c) \quad (2)$$

$$\Gamma_u = \sigma(W_u[a^{<t-1>}, x^{<t>}] + b_u)$$

$$\Gamma_f = \sigma(W_f[a^{<t-1>}, x^{<t>}] + b_f)$$

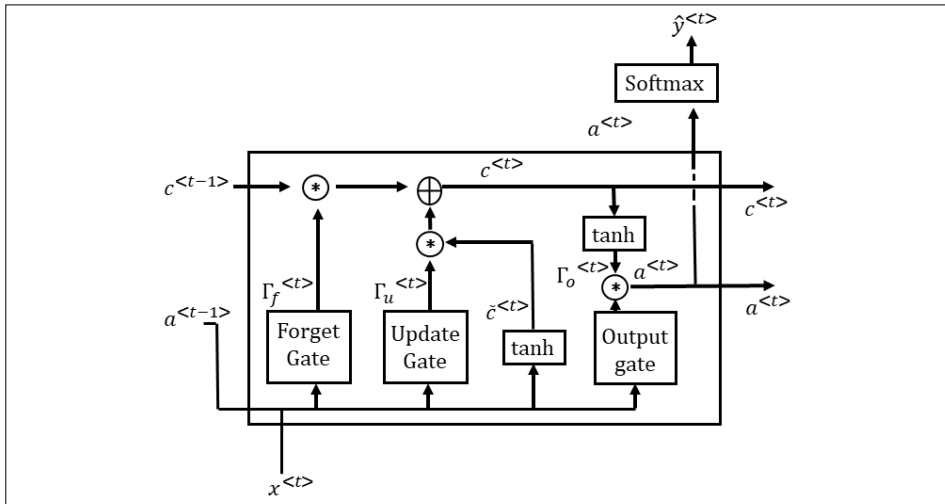
$$\Gamma_o = \sigma(W_o[a^{<t-1>}, x^{<t>}] + b_o)$$

$$c^{<t>} = \Gamma_u * \tilde{c}^{<t>} + \Gamma_f * \tilde{c}^{<t-1>}$$

$$a^{<t>} = \Gamma_o * \tanh(c^{<t>})$$

$$y^{<t>} = \text{softmax}(a^{<t>})$$

〈Figure 2〉 The Structure of LSTM¹⁾



Notes: 1) The figure is taken from Ng (2020).

Ⅲ. 부산지역 당분기 경기전망모형의 주요 설정

부산지역 당분기 경기전망 모형은 앞서 살펴본 GDP 당분기 경기전망 체계를 참고하여 부산지역 RECI 지수의 당분기 예측치를 속보성 있게 추정하고자 하였다.⁸⁾ 이를 위해 지역 데이터의 가용성, 지역 경제구조의 특성 등을 반영하여 변수를 선정하고 모형내 블록을 조정하는 등 모형을 지역 경기흐름 전망에 적합하도록 수정하였다.

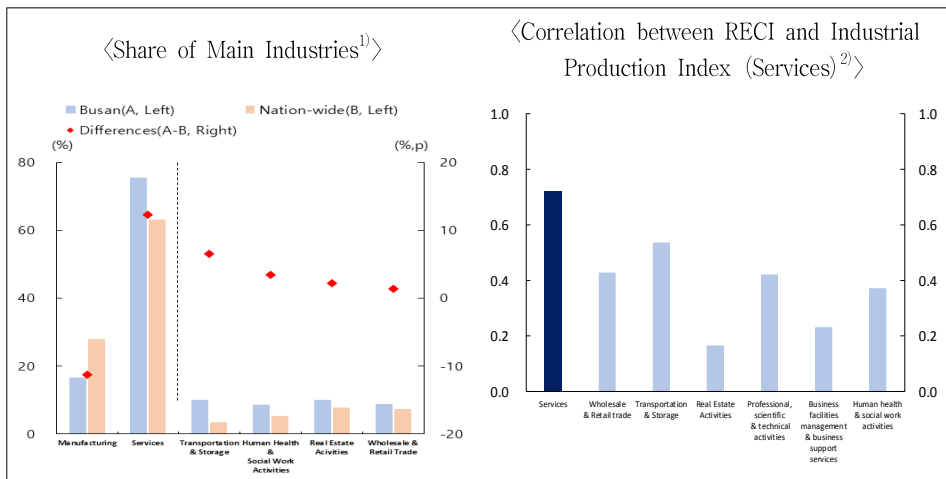
1. 변수선정 및 변환

우선 모형 추정을 위한 통계지표를 새롭게 구성하였다. GDP 당분기 경기전망 모형에 포함된 변수들을 참고하되 부산 경제의 특성을 반영한 데이터 풀을 구축하였으며, 데이터 풀 내에서 RECI 지수와 각 변수 간의 상관관계 등을 바탕으로 모형 추정에 사용할 변수들을 최종적으로 선정하였다.

8) 현재의 모형은 RECI 지수를 모형의 전망대상지표로 사용하고 있으며, 향후 분기별 GRDP가 공식 편제 (2025년 예정, 2023.6월 통계청 보도자료) 될 경우 분기 GRDP를 전망대상지표로 설정할 수 있을 것이다.

보다 구체적으로 살펴보면, 먼저 부산항 컨테이너 처리량 및 고속도로 통행량(부산지역 진출입)을 포함시키는 한편, 주택매매거래량과 서비스업 생산지수의 일부 세부 지수 등도 추가하였다. 이는 <Figure 3>에서 보는 바와 같이 부산 경제에서 운수 및 창고업(10.8%), 부동산업(9.9%), 보건 및 사회복지서비스업(8.5%) 등 서비스업이 차지하는 비중(2021년 총부가가치 중 75.8%)이 여타지역(전국, 63.2%) 대비 상대적으로 높기 때문이다.⁹⁾ 부산지역 서비스업 생산지수와 세부 구성지표들은 이러한 특성으로 인해 부산지역 RECI 지수와 대체로 높은 상관관계를 보이고 있다. 아울러 생산지수와 RECI 지수와 높은 동조성을 감안하여 부산지역 광공업 및 서비스업 생산지수를 가중평균한 전산업생산지수도 자체 편제하여 추가로 반영하였다.¹⁰⁾

<Figure 3> Key Features of Economic Structures in Busan



Notes: 1) The share of each industry is computed based on its contribution to the aggregate value added in Busan as of 2021.

2) For the industrial production index (services) where S.A. series is not provided, we compute the them by applying the BOKX13 to the data spanning from 2010.Q2 to 2022.Q4. The original data is sourced from Statistics Korea (<https://kosis.kr>) and the Bank of Korea (<https://ecos.bok.or.kr>).

9) 특히 부산항은 컨테이너 환적 물량이 세계 2위 수준(2021년 기준, 부산항만공사)으로, 이에 따라 운수업 등 관련 산업이 부산 지역 경제에서 차지하는 비중도 큰 편이다.

10) 가중치로는 각 연도별 부산 GRDP내 산업 비중을 사용하였으며 2022년 이후는 2021년의 비중을 적용하여 산출하였다.

〈Table 2〉 Data Pool¹⁾ for the Estimation of the RECI Nowcasting Model
(Busan, 54 Series)

Categories	Variables	Sources	Region	Included in the model	Units	Variables in the BOK GDP Nowcasting model	
						Included	Alternatives
National account (6)	RECI (Busan)	Bank of Korea	Busan	O	% (real, QoQ)	X (newly added)	-
	GDP	Bank of Korea (national account)	Nation-wide	O		O	-
	Private consumption			O		O	-
	Construction			X		O	-
	Facilities investment			X		O	-
	Exports of goods and services			O		O	-
Labor market (8)	Unemployment rate	Statistics Korea (Economically active population survey)	Busan	X	% thousand	O	-
	Employment rate			O		O	-
	Labor force participation rate			X		X (substituted)	Number of Jobs per One Job Seeker
	Economically active population			O		X (substituted)	
	Economically inactive population			X		X (substituted)	
	Population, 15 years old and over			X		X (substituted)	
	Unemployed persons			X		X (substituted)	
	Employed persons			O		O	-
External sector (4)	Export	Korea Customs Service (Trade Statistics)	Busan	O	USD mil.	O	-
	Import			O		O	-
	Capital goods import	Korea International Trade Association		O	X (substituted)	estimated index of equipment investment	
	Busan port container transport	Busan Port Authority		X	TEU	X (newly added)	-
Consumption and prices (6)	Retail sales index	Statistics Korea (Monthly Service Industry Survey)	Busan	X	2020 = 100	O	
	Large retail non-specialized stores sales index (volume)			X		X (newly added)	
	Large retail non-specialized stores sales index (value)			X		X (newly added)	-
	Consumer price index	Statistics Korea (Consumer Price Survey)		O		O	
	CPI for Living Necessaries			O		X (newly added)	

	New motor vehicle registration	Ministry of Land, Infrastructure and Transport		X	Vehicle	X (newly added)	-
Output (5)	Index of all industry production	Bank of Korea Estimated	Busan	O	% (month-on-month)	X (newly added)	-
	Mining and manufacturing production index	Statistics Korea (Monthly Survey of Mining and Manufacturing)		O	2020 = 100	O	-
	Mining and manufacturing shipment index			O		X (substituted)	manufacturing shipment index
	Mining and manufacturing inventory index			X		X (substituted)	manufacturing inventory index
	Expressway Traffic in Busan			Korean Expressway Corporation		X	Vehicle

〈Table 2〉 Data Pool¹⁾ for the Estimation of the RECI Nowcasting Model (continued)

Categories	Variables	Sources	Region	Included in the model	Units	Variables in the BOK GDP Nowcasting model	
						Included	Alternatives
Services (7)	Services	Statistics Korea (Monthly Service Industry Survey)	Busan	O	% (quarter-on-quarter)	O	-
	Wholesale and retail trade			O		X (newly added)	-
	Transportation and storage			O		X (newly added)	-
	Real estate activities			X		X (newly added)	-
	Professional, scientific and technical activities			X		X (newly added)	-
	Business facilities management and business support services; rental and leasing activities			O		X (newly added)	-
	Human health and social work activities			O		X (newly added)	-
Construction and Real Estates (8)	Commencement of Building Construction by gross floor area	Ministry of Land, Infrastructure and Transport	Busan	X	1,000m ²	X (newly added)	-
	Construction permit by gross floor area			X		X (newly added)	-

	Commencement of dwellings construction by gross floor area			X		X (newly added)	-
	Construction permit of dwellings by gross floor area			X		X (newly added)	-
	Value of construction orders received			Statistics Korea (Monthly Survey of Construction)		X	KRW mil
	Hosuing sales price index	Korea Real Estate Board		X	2021m6 = 100	X (newly added)	-
	Hosuing jeonse price index			X		X (newly added)	-
	House sales transaction volume			X	No.	X (newly added)	-
Survey (10)	Manufacturing sales growth BSI	Bank of Korea (BSI, CSI)	Busan	X	-	X (substituted)	All industries sales growth BSI
	Non-manufacturing sales growth BSI			O		X (substituted)	
	Manufacturing business condition BSI			O		O	-
	Non-manufacturing business condition BSI			X		X (substituted)	All industries business condition BSI
	Manufacturing export growth BSI			O		O	-
	Manufacturing production capacity BSI			O		O	-
	Manufacturing new orders growth BSI			O		O	-
	Manufacturing domestic sales growth BSI			O		O	-
	Domestic economic situation CSI			X		O	-
	Composite consumer sentiment index			X		O	-

Notes : 1) Six data series used for GDP nowcasting (i.e., producer price index, import price, export price, economic sentiment, consumer price excluding agricultural and petroleum products, and consumer price excluding food and energy) are not included in this data pool.

또한, 지역단위에서 작성되지 않는 데이터들은 대체 자료를 찾거나 데이터 풀에서 제외하였다. 즉, 전산업 매출BSI, 설비투자지수 등은 제조업 및 서비스업 매출BSI, 자본재 수입액 등으로 대체하는 한편, 생산자물가지수 등 지역 단위로 작성되지 않고 적절한 대체 지표도 찾기 힘든 변수는 불가피하게 배제하였다. 이러한 추가, 대체, 삭제된 변수들을 반영하여 수집된 데이터 풀은 총 54개 지표로 구성된다(〈Table 2〉). 이중 부산 RECI 지수와 상관계수가 큰 26개의 지표들을 부산지역 당분기 경기전망 모형 추정을 위한 변수로 최종 선별하였다.¹¹⁾ 또한, 이들 변수들은 지표 성격에 맞게 정상성을 갖도록 차분, 증가율 등으로 변환하거나 계절조정을 거쳤다.

한편, 변수 특성에 따른 모형 추정의 용이성을 위해 각 변수들을 글로벌, 실물, 심리, 노동 등 4개 블록($f_t = [f_t^G, f_t^R, f_t^S, f_t^L]'$)으로 구분하였다. 여기서 글로벌 블록은 국내 변수들에 영향을 미치나 국내 요인들은 글로벌 변수에 영향을 미치지 못하는 것으로 가정하였고, 각 블록의 변수들은 타 블록의 요인에는 영향을 받지 않는 것으로 가정하였다. 블록을 기준으로 식 (1)의 관측식을 재구성하면 식 (3)과 같다.¹²⁾

$$\begin{bmatrix} y_t^G \\ y_t^R \\ y_t^S \\ y_t^L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_t^G \\ \mu_t^R \\ \mu_t^S \\ \mu_t^L \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} A_{G,G} & 0 & 0 & 0 \\ A_{R,G} & A_{R,R} & 0 & 0 \\ A_{S,G} & 0 & A_{S,S} & 0 \\ A_{L,G} & 0 & 0 & A_{L,L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_t^G \\ f_t^R \\ f_t^S \\ f_t^L \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_t^G \\ \varepsilon_t^R \\ \varepsilon_t^S \\ \varepsilon_t^L \end{bmatrix} \quad (3)$$

또한 당분기 경기전망 모형 특성상 공표 주기가 월 또는 분기로 서로 다른 변수들이 혼재되어 활용되게 되는데, 이들을 통합하여 추정하기 위해서는 월별 변수와 분기 변수간의 관계에 대한 정의가 필요하다. 이에 Mariano and Murasawa(2003) 등을 따라 분기 변수(특히 RECI)를 다음의 식 (4)와 같이 월별 변수로 나타낼 수 있다고 가정한다.

11) Banbura and Modugno(2014) 등 기존 연구에 따르면 DFM 모형을 이용한 당분기 경제전망에서 어떤 변수를 선택하느냐에 따라 더 적은 변수를 사용한(parsimonious) 모형이 더 많은 변수를 사용한 모형보다 나은 예측 성과를 보이기도 한다.

12) 최종 선별된 26개의 변수별 설정한 블록의 세부 정보 및 변환 방법은 〈부록 A〉에 수록하였다.

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

여기서 Y_t^Q 는 분기 $100 \times \log(RECI_t^Q)$, Y_t^M 는 관측되지 않은 월 $100 \times \log(RECI_t^M)$ 를 의미한다.

2. 기타 모형설정

모형 추정이 완료된 이후에는 동 모형의 예측력을 평가하게 되는데, 이를 위해 추정대상 기간 동안의 준(準)빈티지 데이터셋을 구축하였다. 일반적으로 모형의 정확한 예측력 평가를 위해서는 추정의 대상이 되는 과거 특정 시점에 실제 입수 가능했던 데이터로 구성된 빈티지 데이터셋으로 해당 시기 당분기 경기전망을 실시해 보아야 한다(〈Figure 4〉). 그러나 추정에 활용되는 대부분 지표가 통계 개편, 잠정치 수정 및 확정치 발표 등으로 업데이트되고 기존 수치들은 폐기되는 경우가 많아 현 시점에서 과거의 실제 빈티지 데이터셋을 구축하기는 어렵다. 따라서 현재 입수 가능한 데이터로 구성된 준빈티지 데이터셋을 모형의 예측력 평가에 대신 활용하였다.

〈Figure 4〉 Example of Vintage Data Construction

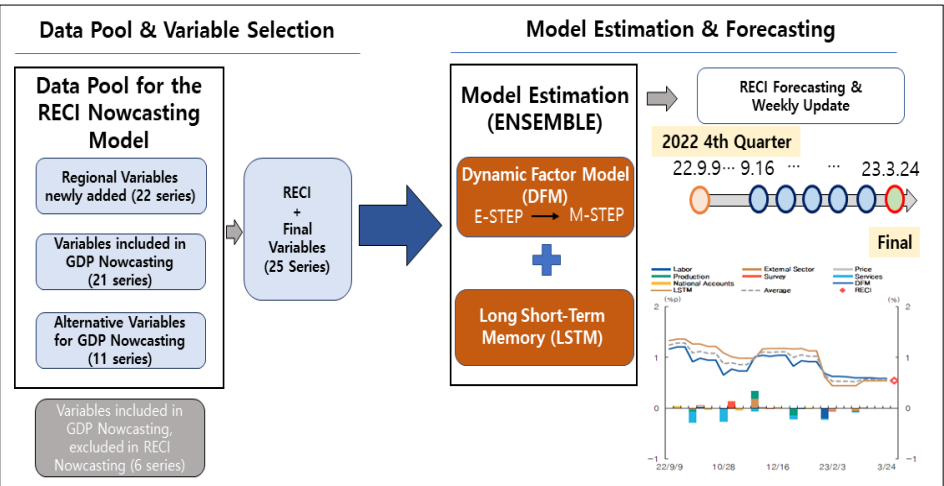
Vintage Data (Time Point : 22.6.30)					Vintage Data (Time Point : 22.7.7)					Vintage Data (Time Point : 22.7.14)			
	GDP	CPI	Prod			GDP	CPI	Prod			GDP	CPI	Prod
...
22.1	0.7	104.69	108.7		22.1	0.7	104.69	108.7		22.1	0.7	104.69	108.7
2	NA	105.3	107.5		2	NA	105.3	107.5		2	NA	105.3	107.5
3	NA	106.06	109.3		3	NA	106.06	109.3		3	NA	106.06	109.3
4	-	106.85	111.4		4	0.8	106.85	111.4		4	0.8	106.85	111.4
5	-	107.56	-		5	NA	107.56	111.8		5	NA	107.56	111.8
6	-	-	-		6	NA	-	-		6	NA	108.22	-

한편, 전체 데이터를 학습데이터로 설정하고 전체 데이터의 20%를 모형 검증에 위한 검증 셋으로 설정하여 모형 검증을 실시하였다. 모형검증을 통해 확정한 LSTM 모형의 주요 하이퍼 파라미터의 세부 내용은 <Table 3>과 같다. 각 LSTM 모형의 t기 유닛은 관측값을 추정하기 위하여 sigmoid 함수를 활성화 함수로 사용하였으며, 100개의 노드(hidden 및 cell state)로 구성되어 있다. 본 모형 체계에서는 3,000번의 훈련을 통하여 500개의 LSTM 모형을 학습하였으며, 500개 모형의 각 예측치를 활용하여 최종 예측치를 구하였다.

<Table 3> LSTM Hyperparameters

Categories	Hyperparameters
number of nodes	100
activation function	sigmoid
lookback period	21 months
loss function	MSE
optimization algorithm	Adam optimizer
drop out	0.5
epochs	200
training data	All data
validation data	20% of dataset
ensemble	500

<Figure 5> Flow Chart of RECI Nowcasting



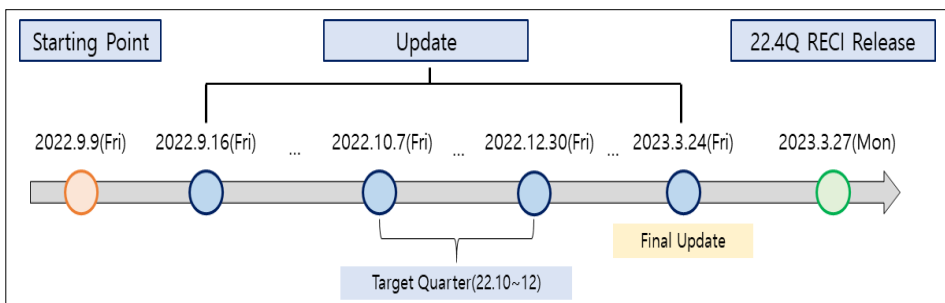
그 외에 모형 추정을 위한 표본기간은 RECI 지수 뿐만 아니라 주요 지역 데이터의 가용 기간이 2010년부터 이용가능한 점을 고려하여 2010. 1/4분기~21. 4/4분기로 설정하였다. 위의 <Figure 5>는 변수 선정, 모형 추정 및 전망 업데이트 등 앞서 설명한 RECI 당분기 경기전망의 전체적인 과정을 요약한 그림이다.

IV. 당분기 전망 과정 및 주요 결과

1. 당분기 전망모형 추정 및 표본외 예측

DFM 모형을 이용한 당분기 경기전망은 먼저 모형의 파라미터를 추정하고, 추정된 모형을 바탕으로 당분기 RECI 성장률을 예측하게 된다. 이후 일정 주기로 신규 입수되는 데이터와 기존 데이터중 수정된 내용을 반영하여 동 RECI 성장률 예측치를 업데이트하는 과정을 반복하게 된다. LSTM 모형을 이용한 당분기 경기전망은 DFM 모형에서 생성된 데이터를 통해 당분기 RECI 성장률과 여타 경제변수 간의 시계열적 관계를 학습하여 파라미터를 최적화하고, 이를 바탕으로 당분기 RECI 성장률 예측치를 주기적으로 업데이트하는 과정을 거치게 된다. 이러한 일련의 과정들을 도식화하면 <Figure 6>와 같다.

<Figure 6> Process of RECI Nowcasting
(Example: 2022.Q4)



(1) 동태요인모형

DFM 모형의 추정을 위해 EM(expectation maximization) 알고리즘 기반의 최대

우도추정법을 이용하였다. EM 알고리즘은 결측치 문제에 효과적으로 대응할 수 있다는 장점 덕분에 최근 당분기 경기전망 모형 추정에 활용이 늘고 있다(Banbura et al., 2010; Bok et al., 2017 등). 구체적으로는 입력변수의 결측치를 채워넣고 (E-step) 주어진 입력변수에서 우도를 극대화하는 파라미터를 찾는 과정(M-step)을 우도가 국소극대점에 수렴할 때까지 반복하게 된다.

이 과정에서 15년 단위로 표본을 순차 이동(rolling-window)하며 파라미터 값을 업데이트하는 한국은행 GDP 당분기 경기전망 모형과 달리, 본고의 RECI 당분기 경기전망 모형에서는 아직 지역 데이터의 시계열이 충분히 길지 않은 점을 고려하여 보다 안정적인 추정 결과를 얻기 위해 2010.1/4~21.4/4분기의 데이터로 고정(fixed-window)해서 추정한 모수값을 전체 표본외(out-of-sample) 예측기간인 2020.1/4~23.2/4분기에 동일하게 적용하였다.¹³⁾ 향후 지역 데이터들의 시계열이 충분히 확보되면 순차 이동 방식과 비교하여 모형의 설명력을 확인해 볼 수 있을 것이다.

이렇게 DFM 모형의 파라미터를 추정한 후 전망시점 기준으로 입수가 가능한 모든 관측치를 포함한 빈티지 데이터셋을 이용해 당분기 RECI 성장률을 예측한다. 즉, 칼만 필터와 칼만 스무딩을 통해 전망 대상 분기까지 식 (1)의 공통요인을 먼저 예측하고, 이를 활용하여 RECI 성장률을 포함한 모형내 모든 변수의 예측치를 계산하는 것이다.¹⁴⁾

이후 신규 입수 데이터 및 기존 데이터 수정치 등을 반영하여 이러한 과정을 일정 주기로 반복하여 RECI 성장률 예측치를 업데이트한다. 이렇게 새로운 관측치가 추가되면서 RECI 성장률 예측치가 변동되는 경우, 해당 관측치 변화를 RECI 성장률 예측치 변동의 주요 요인으로 설명할 수 있다.

13) 순차 이동은 경제변수들 간 관계 변화 가능성을 감안한 방식으로, 예를 들어 2021년 1/4분기 GDP 당분기 경기전망 모형은 06.1/4분기~20.4/4분기를 변수를 사용하여 추정하고, 2/4분기 당분기 경기전망 모형은 06.2/4분기~21.1/4분기 변수를 사용하여 추정하는 방식이다(West and McCracken, 1998; Elliott and Timmermann, 2008 등).

14) 모형의 추정과 평가를 위해 부산 RECI 지수 데이터의 입수 주기, 전망 시점 등을 추가로 가정하였다. RECI 지수가 최근(2023.1/4분기) 개발되었고 아직 공식적인 업데이트 주기가 정해진 것이 아니므로 분기 GDP의 발표 시점 등을 감안하여 매분기 종료 3개월 후에 입수되는 것으로 가정하였다.

(2) 장단기기억모형

LSTM 모형은 앞서 설명한 바와 같이 DFM 모형에서 추정된 경제변수들 간의 시계열적 관계를 학습하는 방식으로 구성되어 있다. 이를 위해 전체 학습데이터를 훈련 데이터와 시험 데이터로 나누어, 전자를 통해서 파라미터를 최적화하고 후자를 이용해서는 예측력을 평가하게 된다. 여기서 파라미터 최적화는 연구자가 설정한 하이퍼 파라미터 하에서 예측오차를 최소화하는 파라미터를 찾아 나가는 방식으로 이루어진다.

한편, RECI 성장률 예측을 위해서는 이전 몇 기간 동안의 경제변수를 예측에 활용할지(lookback period) 정해야 하는데, 본고에서는 이를 21개월로 설정하였다. 또한, 학습데이터는 2010. 1/4~21. 4/4분기 데이터만 활용한 DFM 모형과 달리 전체 데이터를 이용하였다. 그리고 파라미터 추정이 임의로 이루어진 점을 고려하여 매 시점마다 LSTM 모형을 500개씩 학습하도록 하고, 이들 각 모형의 RECI 성장률 예측치의 대푯값을 최종적으로 당분기 경기전망 예측치로 이용하였다(ensemble 기법).

2. 주요 표본의 예측결과 및 평가

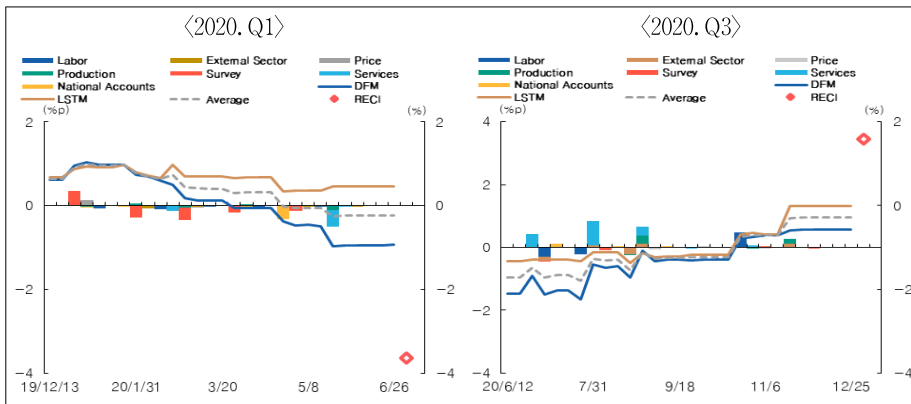
2020. 1/4분기~2023. 2/4분기에 대해 실시한 부산 RECI 당분기 경기전망 결과, 부산지역 당분기 경기흐름에 대한 예측력이 전반적으로 우수한 것으로 나타났다. 보다 구체적으로는 본고의 당분기 경기전망 모형이 지역 경기상황의 변동을 조기에 포착하였으며, 준거모형인 자기회귀모형(이하 AR모형) 등 일반적인 시계열모형에 비해 예측오차가 작은 것으로 나타났다.¹⁵⁾

15) AR모형은 현 시점의 종속변수(y_t)의 값이 해당 변수의 과거 값(y_{t-1} , y_{t-2} , ..., y_{t-p})들에 의해 설명되는 것으로 가정한 모형으로, AR(4) 모형의 경우 $y_t = \alpha + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \beta_3 y_{t-3} + \beta_4 y_{t-4} + u_t$ 의 형태로 표현된다. 최근 Henzel et al. (2015), Gordon and Mendieta-Munoz (2021) 등 지역단위 당분기 경기전망 관련 기존 연구에서도 예측력 비교를 위한 준거모형으로 사용되고 있다.

(1) 예측 결과

먼저 최근의 경기급변동 기간에 대한 예측력을 확인하기 위해 〈Figure 7〉과 같이 코로나 19의 충격으로 부산 RECI 성장률이 급변했던 2020년 1/4분기와 3/4분기의 모형 예측 결과를 살펴보았다. 2020. 1/4분기와 2020. 3/4분기 부산 RECI 성장률은 코로나 충격과 회복으로 큰 변동이 있었는데, 각각 $-4.1\%p$ (19. 4/4분기 $0.5\% \rightarrow$ 20. 1/4분기 -3.7%) 와 $+5.1\%p$ (20. 2/4분기 $-3.3\% \rightarrow$ 20. 3/4분기 1.8%) 변화하였다. 당분기 경기전망 모형은 두 시점 모두에서 경제상황 변화를 부산 RECI 작성 시점보다 3개월 이상 이른 시점에 포착하였는데, 2020. 1/4분기의 경우 RECI 감소를 최초 예측한 시점이 2020. 2. 28일(RECI 작성 -18주)이었으며, 20. 3/4분기는 RECI 증가를 최초로 예측한 시점이 2020. 8. 28일(RECI 작성 -18주)이었다. 이는 본고의 당분기 경기전망 모형이 예측력과 속보성 측면에서 모두 유용성이 높음을 시사한다.

〈Figure 7〉 Nowcasting Results for the Quarters after the Outbreak of COVID-19¹⁾
(2020.Q1 and 2020.Q3)

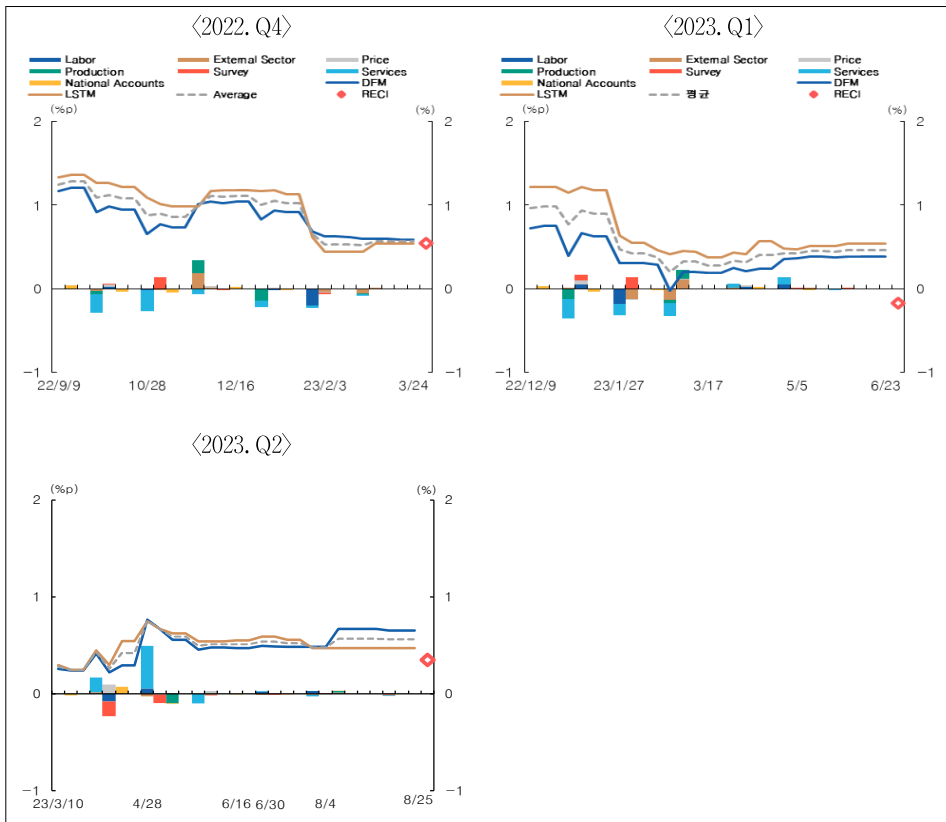


Notes: 1) Each bar (left axis) represents the contribution of the individual variable in each group to the variations in the DFM nowcasting results. Each line (right axis) denotes the DFM (navy) and LSTM (dark yellow) nowcasting results, respectively, and the ensemble of the two results (dashed grey).

다음으로 현재 (2023. 2분기) 기준 최근 3분기들에 대한 모형의 예측 결과도 살펴 보았다. 〈Figure 8〉에서 나타난 바와 같이 2022. 4/4분기와 2023. 2/4분기의 RECI 성장률은 대체로 정확하게 전망한 반면, 2023. 1/4분기에는 $+0.6\%p$ 가량의 예측오

차가 발생하였다. 이와 같은 예측오차는 부산지역 수출입, 심리지수 등 일부 지표는 부진했던 데 반해, 서비스업생산지수, GDP 등은 소폭 상승하는 등 주요 지표들의 움직임이 엇갈렸기 때문인 것으로 판단된다. 2023. 2/4분기 들어서는 예측오차가 다시 +0.3%p로 축소되어 RECI 증감률을 실제에 근접하게 예측하였다. 그 외 기간에 대한 모형 예측 결과는 <부록 B>에 수록하였다.

<Figure 8> Nowcasting Results for Recent Periods



Notes: 1) Each bar (left axis) represents the contribution of the individual variable in each group to the variations in the DFM nowcasting results. Each line (right axis) denotes the DFM (navy) and LSTM (dark yellow) nowcasting results, respectively, and the ensemble of the the two results (dashed grey).

한편 이러한 예측 결과에서 부산지역 변수 및 전국 변수가 예측 변동에 기여한 정도를 살펴 보고 예측 방향의 일관성을 살펴보기 위해 각 분기별 RECI 전망치의

변동폭과 그중 부산지역 변수가 설명하는 변동폭을 <Table 4>와 같이 비교해 보았다. 16) 분석 결과를 살펴보면, 부산지역 변수의 기여도가 전국 변수에 비해 상대적으로 큰 것으로 나타났다. 예컨대 2020. 1/4분기 RECI 성장률의 경우 RECI 성장률의 DFM 예측치는 첫 전망일(2019. 12. 13일) 기준 0.61%로 예측한 반면 마지막 전망일(2020. 6. 26일)에는 -0.92%로 예측하며 -1.53%p의 변동폭을 기록하였는데, 해당 예측치의 변화는 -0.38%p의 전국 요인과, -1.15%p의 부산지역 요인에 기인하였다. 또한, 전망 대상 14개 분기 중 4개 분기(20. 4/4분기, 21. 1/4분기, 21. 4/4분기, 22. 1/4분기)를 제외하고는 모두 부산지역 변수와 전국 변수 요인이 설명하는 RECI 전망치 변동폭의 방향이 동일한 것을 확인할 수 있었다. 이러한 결과들은 두 요인들이 서로 유사한 방향으로 부산지역 경기변동에 영향을 미치지만, 지역 요인의 영향력이 상대적으로 더 크게 작용한다는 점을 시사하며, 이는 소인환 외(2023) 등과 같은 기존 연구 결과와도 일치한다.

<Table 4> Variations in the Nowcasting (DFM) Results and Contribution of Busan Variables

(%p)

	2020				2021			
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q1	Q2	Q3	Q4
Total Variations ¹⁾	-1.53	-2.67	1.52	1.35	0.16	0.15	-0.31	0.02
(Contribution) ²⁾								
Busan	-1.15	-2.67	1.33	1.40	0.32	0.07	-0.30	-0.20
Nation-wide	-0.38	0.00	0.19	-0.05	-0.16	0.08	-0.01	0.22

	2022				2023	
	Q1	Q2	Q3	Q4	Q1	Q2
Total Variations ¹⁾	0.04	0.11	-0.27	-0.57	-0.34	0.39
(Contribution) ²⁾						
Busan	0.17	0.06	-0.16	-0.53	-0.33	0.34
Nation-wide	-0.13	0.05	-0.11	-0.04	-0.01	0.05

Notes: 1) Total variations denote the differences in the values between the last and the first nowcasting estimations (DFM).

2) Contributions represent the proportions of total variations accounted for by Busan and nation-wide variables.

16) 최종 선별된 26개의 변수 중 GDP 당분기 경기전망에서도 공통적으로 쓰인 전국 변수는 국내 총생산에 대한 지출, 민간소비, 재화수출 등 GDP 세부 계열 3개이며, RECI를 포함한 나머지 23개 변수는 모두 부산지역 변수들이다.

(2) 모형간 예측력 비교

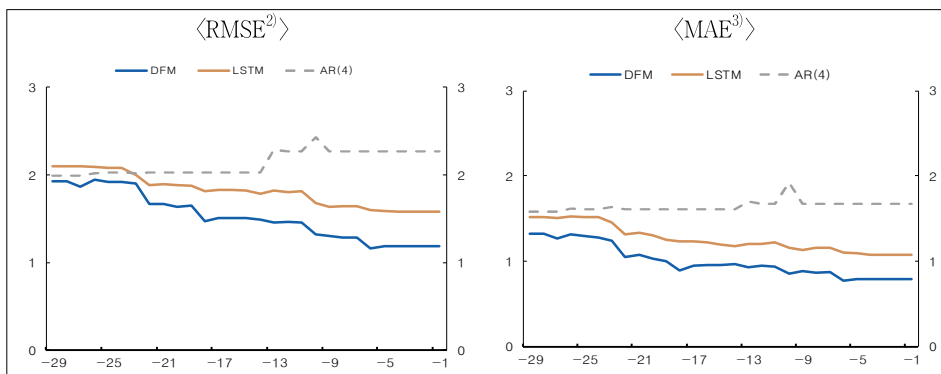
부산지역 당분기 경기전망 체계의 하위 모형들의 예측력을 평균제곱근오차(Root Mean Squared Error, 이하 RMSE)와 평균절대오차(Mean Absolute error, 이하 MAE)를 기준으로 준거모형과 비교하여 살펴 보았다. 17) <Figure 9>에 정리된 바와 같이, 준거모형인 AR(4) 모형은 시점과 관계없이 대체로 높은 예측오차를 보인 반면, DFM 모형은 전 시점에 걸쳐 예측오차가 작게 나타났다. 특히, DFM 모형은 새로운 경제지표가 추가됨에 따라 예측오차가 빠르게 감소하는 모습을 보였다. LSTM 모형의 경우는 경제지표가 추가되면서 예측오차가 줄어드는 모습은 동일하였으나 DFM 모형에 비해서는 상대적으로 예측오차가 크게 나타났다. 이는 GDP 당분기 경기전망에서 LSTM 모형이 DFM 모형보다 예측오차 측면에서 나은 모습을 보였던 이현창 외(2022)와 달리 RECI 당분기 경기전망의 경우 모형 추정에 활용할 수 있는 데이터 수가 적은 데 따른 것으로 판단된다.

이를 시점별로 보다 자세히 살펴보면, 주요 데이터들이 다수 입수되기 시작하는 RECI 공표 약 18주전 DFM 모형과 LSTM 모형의 예측오차가 크게 줄어들었다. 즉, RECI 공표 18주 이전에는 DFM 모형과 LSTM 모형이 RMSE 기준으로 각각 1.47%p와 1.81%p 수준, MAE 기준으로는 각각 0.95%p와 1.22%p 수준의 예측오차를 보였는데, 이후 두 모형은 RMSE 기준 각각 1.3%p와 1.64%p 수준, MAE 기준으로 0.88%p와 1.12%p 수준으로 예측오차가 하락하였다. 이후 데이터 대부분이 입수되는 RECI 지수 공표 약 9주전부터는 두 모형 모두 예측오차가 일정 수준에서 유지되는 모습을 보이며, 공표 1주전 최종 전망의 오차는 RMSE 기준 각각 1.18%p와 1.58%p 수준, MAE 기준으로 0.79%p와 1.1%p 수준을 기록하였다.

17) $RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2}{n}}$ $MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |\hat{y}_t - y_t|}{n}$. 한편, 모형간 예측비교에는 예측오차 통계량

을 이용한 Diebold and Mariano(1995) 검정, Clark and West(2006) 검정 등이 널리 활용되고 있으나, 본고에서는 지역경제 시계열이 짧고 이로 인해 예측대상 기간도 적어서 이러한 검정 방식의 적용에 한계가 있다. 이러한 한계는 지역경제 데이터가 누적되어 감에 따라 해소될 수 있을 것이다.

〈Figure 9〉 Comparison of Forecasting Errors Throughout the Horizon¹⁾
(DFM, LSTM versus AR(4))



Notes: 1) x-axis represents the h-weeks (t-h) preceding the release of RECI (t), while y-axis represents the forecasting errors of the models (DFM, LSTM versus AR(4)).

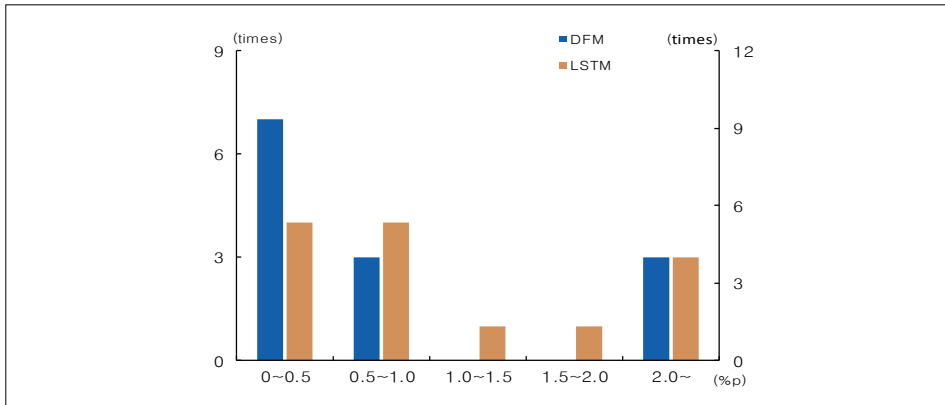
$$2) \text{ Root mean squared error: } RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2}{n}}.$$

$$3) \text{ Mean absolute error: } MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |\hat{y}_t - y_t|}{n}.$$

한편, 최종 전망(RECI 지수 공표 1주전)을 기준으로 각 모형의 전망대상 기간(2020. 1/4분기~2023. 2/4분기, 총14개 분기)에 대한 예측오차 분포도 확인해 보았다(〈Figure 10〉). 분석 결과, 두 모형 모두 예측오차가 대체로 1.0%p 이내에 분포(DFM 모형: 11개 분기, LSTM 모형: 9개 분기)하는 것으로 나타났다. 특히, 전망대상 기간이 코로나 위기 이후로 지역 경기변동이 크게 확대된 점을 감안하면, 이는 매우 양호한 예측력 수준으로 판단된다.

이와 더불어 경기진폭이 확대됨에 따라 예측력에 차이를 보이는지도 추가로 확인해 보았다. 부산지역에서는 〈Table 5〉에서와 같이 LSTM 모형의 경우 RECI 지수 변동폭과 당분기 경기전망 예측오차 크기 간의 뚜렷한 상관관계를 확인할 수 없었으나, DFM 모형 전망치의 경우 상관관계가 있음을 알 수 있다. 14개 분기의 DFM 모형 전망치 중 RECI 지수 변동이 1%p 미만이며 예측오차도 1%p 미만인 전망치는 9개 분기이며, RECI 지수 변동이 2%p 이상이고 예측오차도 2%p 이상인 전망치는 3개 분기에 불과하였다. 이는 DFM 모형의 경우 이현창 외(2022)의 GDP 당분기 경기전망에서 경제성장률의 변동폭이 커질수록 대체로 예측오차도 커지는 모습과 일관되는 모습이었다.

〈Figure 10〉 Distribution of Absolute Forecasting Errors¹⁾



Notes: 1) x-axis represents the size of forecasting (nowcasting) errors (in percentage points), computed as the absolute difference between the DFM nowcasting value one week before the release of RECI and the realized value of RECI.

〈Table 5〉 RECI Growth and Forecasting Errors¹⁾²⁾

		RECI growth (percentage change, quarter-over-quarter)		
		0 ~ 1.0	1.0 ~ 2.0	2.0 ~
Forecasting error	0.0 ~ 0.5	8 (4)	0 (1)	0 (0)
	0.5 ~ 1.0	1 (3)	2 (1)	0 (0)
	1.0 ~ 1.5	0 (1)	0 (0)	0 (0)
	1.5 ~ 2.0	0 (0)	0 (0)	0 (1)
	2.0 ~	0 (1)	0 (0)	3 (2)

Notes: 1) The ranges represent the absolute differences between the RECI growth rates (quarter-over-quarter) in the current and the previous quarter and those between the DFM nowcasting value one week before the release of RECI and the realized value of RECI, respectively.

2) The numbers in the table denote the frequency of DFM nowcasting results placed in the range, while the numbers in the parenthesis are that of LSTM nowcasting results.

V. 강건성 분석 결과

1. 표본외 예측방식에 따른 강건성

앞서 설명한 바와 같이 본고에서 입력값으로 사용되는 지역데이터 시계열의 길이

가 충분히 길지 않아 RECI 당분기 경기전망 모형의 최종 벤치마크 DFM 모형은 2010. 1/4~21. 4/4분기의 데이터 기간을 고정하여 파라미터 추정에 사용하였다. 즉, 해당 시계열을 이용하여 추정된 DFM 모형으로 전체 전망대상 기간인 2020. 1/4~23. 2/4분기(14개 분기)에 대해 동일하게 적용하여 전망을 진행하였다. 반면, Banbura et al. (2010), Bok et al. (2017), 이현창 외(2018) 등의 GDP 당분기 경기전망 모형에서는 충분히 긴 시계열을 확보하였기 때문에 매 분기 전망마다 모형 추정에 쓰이는 시계열을 순차 이동 방식으로 파라미터를 추정 및 업데이트하고, 전망을 진행하고 있다.

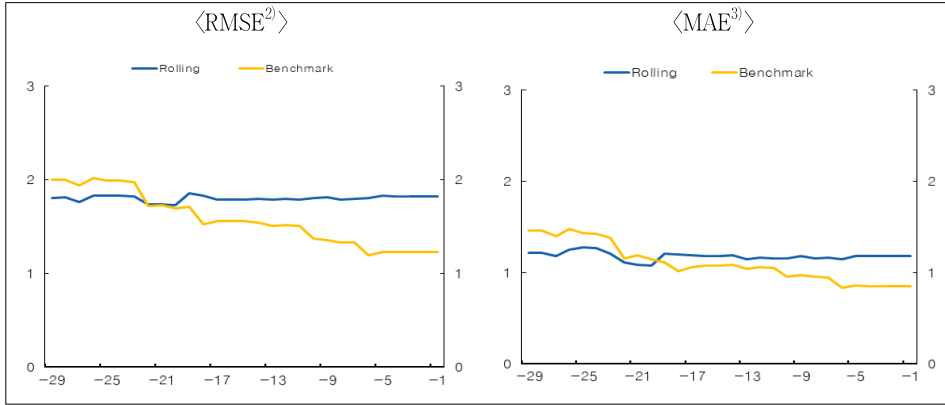
이러한 점들을 고려하여 다음 분석에서는 RECI 당분기 경기전망모형의 DFM 모형의 파라미터들을 매분기마다 추정하여 본고의 RECI 당분기 경기전망 모형의 예측력과 비교하였다. 다만, 주요 지역변수들이 순차 이동 방식을 적용하기에 시계열이 충분히 길다고 보기 어려워, 동 분석에서는 2010. 1/4분기부터 예측의 직전분기까지의 시계열을 축차적으로 활용(recursive-window)하였다.¹⁸⁾

축차기간 방식을 적용한 세부 결과는 〈부록 C〉에 수록하였다. 매분기마다 추정하는 모형에서는 2020. 1/4분기, 2/4분기, 2021. 2/4분기 등에서 추정이 제대로 이루어지지 않아, 새로운 데이터가 모형에 추가되어도 모형의 예측값이 변하지 않는 추이를 확인하였다. 이는 앞서 설명한대로 지역 변수들의 시계열 길이가 아직 충분히 길지 않아 직전 분기 값에 따라 DFM 모형추정 결과가 상당히 영향을 받는 데 따른 것으로 판단된다.

또한, 〈Figure 11〉에서와 같이 전망시점별 예측오차의 추이에서도 고정기간 방식이 축차기간 방식보다 RMSE, MAE 기준 예측 성능이 우월한 것으로 나타났다. RMSE 기준으로 고정기간 방식은 RECI 지수 공표 18주 이전에는 1.47%p 수준이며, 순차이동 방식은 1.83%p 수준의 예측오차를 보였다. MAE 기준으로는 각각 0.9%p와 1.2%p 수준의 예측오차를 보였는데, 이후 두 모형은 RMSE 기준 각각 1.18%p와 1.82%p 수준, MAE 기준으로 0.79%p와 1.17%p 수준으로 예측오차가 하락하며 공표 21주 전부터 모든 전망시점에서 고정기간 방식의 예측오차가 더 낮게 나타났다.

18) 고정, 순차 이동, 축차 예측방식들에 대한 보다 자세한 내용은 West and McCracken (1998), Rossi(2013) 등을 참조하시오.

(Figure 11) Forecasting Errors over the Forecasting Horizons¹⁾
(Benchmark (Fixed-window) versus Rolling-window)



Notes: 1) x-axis represents the h-weeks (t-h) preceding the release of RECI (t), while y-axis represents the forecasting errors of the models based on the benchmark (fixed-window) and rolling-window.

2) Root mean squared error: $RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2}{n}}$

3) Mean absolute error: $MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |\hat{y}_t - y_t|}{n}$.

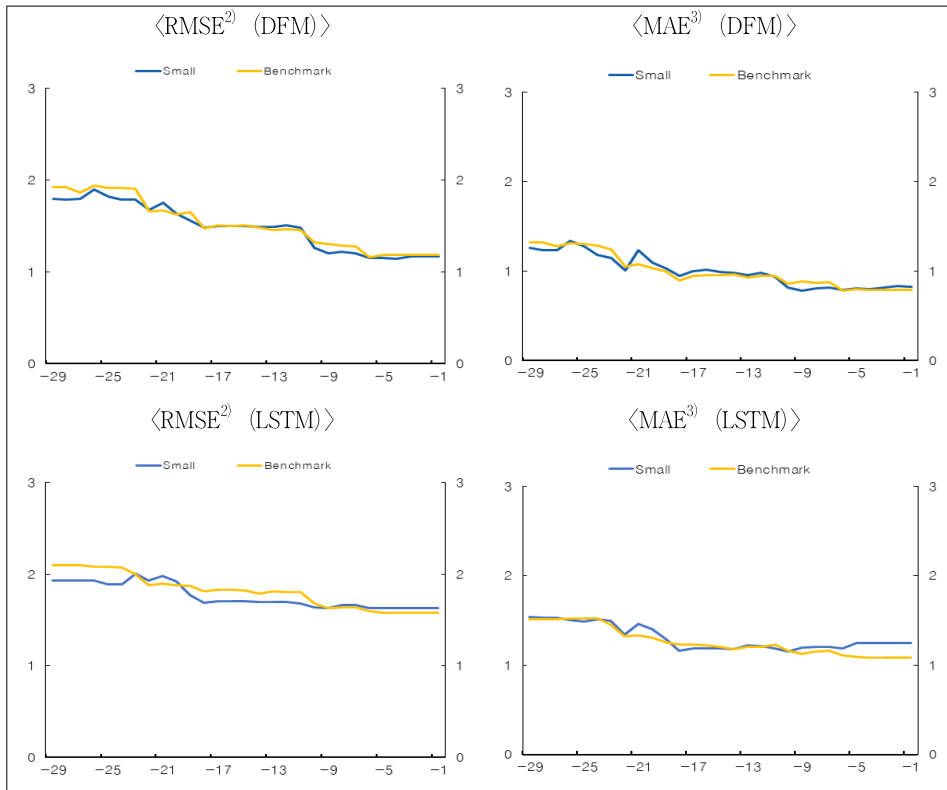
2. 변수 선정의 강건성

본고의 벤치마크 모형에서는 제Ⅲ장에서 살펴본 바와 같이 RECI 지수와 부산경제의 특성, 각 변수의 상관관계 등을 반영하여 당분기 경기전망 모형 추정에 사용할 변수 26개를 최종적으로 선정하였다. 서비스업 및 하위부문 생산지수의 경우 RECI 지수와 대체로 높은 상관관계를 가지고 있으며, 부산 경제에서 높은 비중을 차지하고 있다는 점을 고려하여 선정하였다. 6개 지수로 구성된 부산지역 기업경기실사지수(BSI)는 부산경제에 대한 기업의 심리를 반영한다 볼 수 있으며, 월 주기로 정보를 얻을 수 있다는 점에서 중요하다. 또한, Bok et al. (2017) 등 선행 연구에서는 당분기 경기전망에서의 서베이 데이터의 중요성을 강조하며 DFM 모형에서 서베이 데이터 블록을 별도로 설정하였다.

변수 선택에 따른 당분기 경기전망 결과의 강건성을 확인하기 위해 다음 분석에서는 서비스업 및 하위부문 생산지수 5개 중 대표성이 가장 큰 데이터인 서비스업

생산지수와 부산지역 BSI 6개 중 경기변동과 가장 밀접할 것으로 판단되는 제조업
업황, 비제조업 매출 BSI 만을 데이터 풀(총 18개 변수)에 남겨 당분기 경기전망 모
형(이하 소규모 당분기 경기전망 모형)을 적합하였다.

〈Figure 12〉 Forecasting Errors of DFM and LSTM over the Forecasting Horizons¹⁾
(Small-scale Model versus Benchmark Model)



Notes: 1) x-axis represents the h-weeks (t-h) preceding the release of RECI (t), while y-axis represents the forecasting errors of the models based on the small-scale model and the benchmark model.

$$2) \text{ Root mean squared error: } RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}.$$

$$3) \text{ Mean absolute error: } MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i|}{n}.$$

소규모 당분기 경기전망 모형의 세부 경기상황 전망 결과는 〈부록 D〉에 수록하

였다. 대부분의 분기에서 소규모 당분기 경기전망 모형과 벤치마크 모형은 유사한 예측의 추이를 보였다. 이를 통해 소규모 모형에서 데이터 선정의 대표성과 강건성이 확보되었음을 확인할 수 있었다. 또한, 〈Figure 12〉에 수록한 전망시점별 예측 오차 추이에서도 두 모형이 유사한 예측 성능을 보였다. RMSE 기준으로 소규모 당분기 경기전망 모형은 RECI 지수 공표 18주 이전에는 DFM, LSTM 모형은 각각 1.48%p, 1.68%p 수준이며, 벤치마크 모형의 DFM, LSTM 모형은 1.47%p, 1.81%p 수준의 예측오차를 보였다. MAE 기준으로는 소규모 당분기 경기전망 모형은 DFM, LSTM 모형은 각각 0.82%p와 1.24%p 수준의 예측오차를 보였는데, 벤치마크 모형의 DFM, LSTM 모형은 0.79%p, 1.08%p 수준의 예측오차를 보였다. 이는 모든 전망시점에서 두 모형의 예측오차 수치 및 추이가 유사함을 시사한다.

VI. 결 론

본고에서는 지역 경기변동의 조기포착과 정확한 경기상황 판단에 유용할 것으로 기대되는 지역 RECI 당분기 경기전망 모형을 구축하고 부산지역 데이터에 적용하여 당분기 경기전망 결과를 살펴보았다. 동 모형 구축과정에서 부산 경제의 특성을 반영하여 변수 및 블록을 구성하였으며, 지역경제지표 입수시점에 맞추어 지역의 당분기 경기상황을 실시간으로 수정예측할 수 있다는 데 큰 의의가 있다.

동 모형에 부산지역 데이터를 적용하여 코로나 위기 이후인 2020.1/4분기~2023.2/4분기에 대해 당분기 경기흐름을 전망해 본 결과 예측오차가 대체로 1%p 이내로 나타나 부산지역 경기변동에 대한 예측력이 상당히 높은 것으로 판단된다. 특히 해당기간 중 경기급변 시점(2020.1/4분기 및 3/4분기)에서 경제상황 변화를 관련 주요 지표가 입수되는 초기 시점(RECI 작성 -18주)에 포착할 수 있었다. 따라서 본고의 지역 당분기 경기전망 모형들이 실시간 지역경기판단에 있어서 상당히 유용할 것으로 판단된다. 정책적 측면에서도 이러한 광범위한 데이터 기반의 경기전망 체계와 각 지역의 경기특성에 대한 정성적 판단이 종합적으로 활용된다면 보다 적시의 지역기반 정책들이 효과적으로 마련되는 데도 기여할 것으로 기대된다. 또한, 향후 분기별 GRDP가 공식 편제된다면 본고에서 당분기 경기전망 대상으로 사용된 RECI 지수를 대체하여 적용해 봄으로써 지역 경기상황을 보다 정확히

포착할 수 있을 것이다.

다만 동 모형은 향후 몇 가지 점에 있어 개선될 여지가 있다. 우선, 부족한 지역 경제지표와 짧은 시계열 등 데이터 제약으로 GDP 당분기 경기전망 등에서 개발·적용되었던 방법론을 온전히 반영하는 데에는 제약이 있었다는 점이다. 예를 들어 15년 순차이동방식으로 모수를 추정한 GDP 당분기 경기전망 모형과 달리 특정 기간 데이터로 추정한 모수를 모든 전망대상 기간에 적용하였다는 점을 꼽을 수 있다. 이러한 문제는 향후 지속적인 지역 데이터 축적, 대체 데이터 보완 등이 이루어진다면 점차 해소될 것으로 판단된다. 또한, 건설업, 소비 등 지역경기 변동에 주요한 영향을 미칠 수 있는 일부 산업부문의 경우 유의미한 설명력을 갖춘 지표를 입수하지 못하여 추정과정에서 반영하지 못하였다는 점도 앞으로 개선해야 할 부분으로 생각된다.

■ 참 고 문 헌

1. 김윤영·박준용, “혼합주기자료 VAR모형을 이용한 분기 GDP성장율의 최적예측,” 『경제학연구』, 제55권 제3호, 2007, pp.189-217.
(Translated in English) Kim, Yun-Yeong, and Joon-Y. Park, “Forecasting GDP Growth Rates Using VAR with Mixed Frequency Data,” *Korean Journal of Economic Studies*, Vol. 55, No. 3, 2007, pp.189-217.
2. 박승문·김규태·이재민, “코로나19 이후 지역별 경기회복 차별화의 원인 및 시사점,” 한국은행 지역경제보고서 2023년 3월호, 2023.
(Translated in English) Park, Seung-Moon, Kyu-Tae Kim, and Jae-min Lee, “Causes and Implications of Regional Economic Recovery Disparities After Covid-19,” Bank of Korea, *Regional Economic Repoart (March 2023)*, 2023.
3. 박희석, “서울경제모형구축(2008),” 시정연 2008-BR-02, 서울시정개발연구원, 2008.
(Translated in English) Park, Heeseok, “The Development of Economic Forecasting and Impact Analysis Models for Seoul,” Seoul Development Institute, 2008-BR-02, 2008.
4. 부산광역시, “2023년 경제정책방향,” 보도자료, 2023. 1. 10. 일.
(Translated in English) Busan Metropolitan City, Press Release “2023 Economic Policy Direction,” 2023. 1. 10.

5. 부산항만공사, “2021 부산항 컨테이너화물 처리 및 수송 통계,” 2022.
(Translated in English) Busan Port Authority, “2021 Container Statistics of Busan Port,” 2022.
6. 서혜성 · 윤성민, “부산지역 거시계량모형 구축과 활용,” 한국자료분석학회, 제18권 제6(B) 호, 2016, pp. 3117-3131.
(Translated in English) Seo, Hye-Seong, Yoon, Seong-Min, “Construction and Application of Busan Macroeconometric Model,” Journal of The Korean Data Analysis Society, Vol. 18, No. 6, 2016, pp. 3117-3132.
7. 소인환 · 임춘성 · 문수성, “지역 경기변동의 요인별 특성과 경기기대 형성을 통해 지역 경기순환에 미치는 영향: 부산지역을 중심으로,” 『경제학연구』, 제71권 제3호, 2023, pp. 5-35.
(Translated in English) So, Inhwan, Choon-Sung Lim, and Soosung Moon, “Uncovering Regional Economic Fluctuations by Factors and Their Impacts on the Regional Confidence Cycle: Evidence from Busan,” *Journal of Economic Studies*, Vol. 71, No. 3, 2023, pp. 5-35.
8. 이상일, “AI 기반 울산 경제지표 분석 및 예측모형 개발,” 울산연구원 정책과제 2021-06, 2021.
(Translated in English) Lee, Sang-il, “AI-based Ulsan Economic Indicator Analysis and Prediction Model Development,” Ulsan Research Institute Policy 2021-06, 2021.
9. 이승윤 · 이은경 · 한진현, “기계학습과 혼합주기 모형을 활용한 단기전망시스템,” 한국은행 조사통계월보 2017년 5월호, 2017, pp. 16-41.
(Translated in English) Lee, Seungyoon, Eun-Kyeong Lee, and Jin-Hyeon Han, “Short-Term Forecasting System Using Machine Learning and MIDAS Models,” Bank of Korea *Monthly Statistical Bulletin*, Vol. 71, No. 5, 2017, pp. 16-41.
10. 이진희 · 김덕파, “한국 경제변수에 대한 자기회귀 및 벡터자기회귀 모형의 예측성과 비교,” 『경제분석』, 제20권 제4호, 2014, pp. 114-150.
(Translated in English) Lee, Jinhee, and Dukpa Kim, “Forecasting Korean Macroeconomic Variables with Autoregressions and Vector Autoregressions,” *Economic Analysis*, Vol. 20, No. 4, 2014, pp. 114-150.
11. 이현창 · 최동규 · 김용건 · 허 정, “디지털 신기술을 이용한 실시간 당분기 경제전망(GDP nowcasting) 시스템 개발,” BOK 이슈노트 제2022-7호, 2022.
(Translated in English) Yi, Hyun-Chang, Dong-Kyu Choi, Yong-Gun Kim, and Jung Hur, “Short-Term Forecasting System Using Machine Learning and MIDAS Models,” BOK Issue Note, No. 2024-3, 2022.
12. 정민수 · 권준모 · 배한이 · 이현서 · 남현우, “지역경기상황지수의 개발 및 활용,” 한국은행, BOK 이슈노트 제2023-9호, 2023.
(Translated in English) Chung, Min-Su, Jun-Mo Kwon, Han-lee Bae, Hyeonseo Lee, and Hyun-Woo Nam, “Development and Utilization of Regional Economic Condition Index,” BOK Issue Note, No. 2023-9, 2023.
13. 최경욱 · 형남원 · 최병재, “혼합자료 샘플링모형을 통한 GDP 예측,” 『국제경제연구』, 제22권 제2호, 2016, pp. 81-117.
(Translated in English) Choi, Kyong-Wook, Nam-Won Hyung, and Byung-Jae Choi, “Forecasting GDP with a Mixed Data Sampling Model,” *Kukje Kyungje Yongu*, Vol. 22,

No. 2, 2016, pp.81-117.

14. 통계청, “유용한 통계, 편리한 서비스로 기업의 혁신과 성장을 지원한다,” 보도자료, 2023. 6. 8. 일.

(Translated in English) Statistics Korea, Press Release “Statistics Korea Support Innovation and Growth of Businesses with Useful Statistics and Convenient Services,” 2023. 6. 8

15. 한희준, “랜덤 포레스트(Random Forest)의 시계열 적용에 관한 연구: 한국 물가상승률 예측 사례 분석,” 『경제학연구』, 제71권 제3호, 2023, pp.37-73.

(Translated in English) Han, Heejoon, “Random Forest for Stationary Time Series: The Case of Forecasting Inflation in Korea,” *Korean Journal of Economic Studies*, Vol. 71, No. 3, 2023, pp.37-73.

16. 황상연, “경기도 단기 지역경제전망모형 구축에 관한 연구,” 경기개발연구원 기본연구 2010-20, 2010.

(Translated in English) Hwang, Sang-Yeon “A Study on the Short-run Forecasting Model of the Gyeonggi-do Regional Economy,” Gyeonggi Research Institute Basic Research 2010-20, 2010.

17. Angelini, E., G. Camba-Mendez, D. Giannone, G. Runstler, and L. Reichlin, “Short-term Forecast of Euro Area GDP Growth,” European Central Bank Working Paper Series, No. 949, 2008.

18. Banbura, M., D. Giannone, and L. Reichlin, “Nowcasting,” European Central Bank Working Paper Series, No. 1275, 2010.

19. Banbura, M., and M. Modugno, “Maximum Likelihood Estimation of Factor Models on Data Sets with Arbitrary Pattern of Missing Data,” *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 29, No. 1, 2014, pp.133-160.

20. Bell, V., L. W. Co, S. Stone, and G. Wallis, “Nowcasting UK GDP Growth,” *Bank of England Quarterly Bulletin*, Vol. 54, No. 1, 2014, pp.58-68.

21. Bok, B., D. Caratelli, D. Giannone, A. Sbordone, and A. Tambalotti, “Macroeconomic Nowcasting and Forecasting with Big Data,” Federal Reserve Bank of New York Staff Report No. 830, 2017.

22. Clark, T. E., and K. D. West, “Using Out-of-sample Mean Squared Prediction Errors to Test the Martingale Difference Hypothesis,” *Journal of Econometrics*, Vol. 135, No. 1-2, 2006, pp.155-186.

23. Diebold, F., and R. Mariano, “Comparing Predictive Accuracy,” *Journal of Business & Economic Statistics*, Vol. 13, No. 3, 1995, pp.253-263.

24. Di Fonzo, M. T., and M. M. Marini, “On the Extrapolation with the Denton Proportional Benchmarking Method,” IMF Working Papers 2012/169, International Monetary Fund, 2012.

25. Elliott, G., and A. Timmermann, “Economic Forecasting,” *Journal of Economic Literature*, Vol. 46, No. 1, 2008, pp.3-56.

26. Foroni, C., and M. Marcellino, “A Comparison of Mixed Frequency Approaches for Nowcasting Euro Area Macroeconomic Aggregates,” *International Journal of Forecasting*, Vol. 30, No. 3, 2014, pp.554-568.

27. Gordon, M., and I. Mendieta-Munoz, "Nowcasting Regional GDP in Utah Using Dynamic Factor Models," The University of Utah, Policy Research Brief No.3, 2021.
28. Henzel, S., R. Lehmann, and K. Wohlrabe, "Nowcasting Regional GDP: The Case of the Free State of Saxony," CESIFO Working Paper No. 5335, 2015
29. Hochreiter, S., and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory," *Neural Computation*, Vol. 9, No. 8, 1997, pp.1735-1780.
30. Kim, C., "Regional Forecasting Analysis for the Kyunggi Province," *The Korean Economic Review*, Vol. 11, No. 1, 1995.
31. Kim, H., "Macro Forecasts by Use of a Nonparametric Monetary Aggregate," *The Korean Economic Review*, Vol. 19, No. 1, 2003.
32. Mariano, R., and Y. Murasawa, "A New Coincident Index of Business Cycles based on Monthly and Quarterly Series," *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 18, No. 4, 2003, pp.427-443.
33. Ng, Andrew, "Recurrent Neural Networks," Lecture Note on Sequence Models, DeepLearning.AI and Coursera. 2020.
34. Rossi, B., "Advances in Forecasting under Instability," In Handbook of economic forecasting (Vol. 2, pp.1203-1324). Elsevier, 2013.
35. Seo, B., H. Cho, and D. Lee, "Point and Risk Estimation using an Ensemble of Models for Nowcasting: PRISM-Now," BOK Working Paper 2023-27, 2023.
36. West, K., and M. W. McCracken, "Regression-Based Tests of Predictive Ability," *International Economic Review*, Vol. 39, No. 4, 1998, pp.817-840.

〈 부 록 〉

A. 지역 경기상황 당분기 경기전망 시 최종 선택된 변수에 대한 블록 설정

〈Table A1〉 Blocks of the Variables Finally Chosen for the RECI Nowcasting Model

Categories	Variables	Units	Blocks ¹⁾				Conversion ²⁾
			G	R	S	L	
National account (4)	RECI	%(real, QoQ)	o	o			raw
	GDP		o	o			raw
	Private consumption		o	o			raw
	Exports of goods and services		o	o			raw
Labor market (3)	Employment rate	%	o			o	chg
	Economically active population	thousand	o			o	pca
	Employed persons		o			o	pca
External Sector (3)	Export	USD mil.	o	o			log
	Import		o	o			log
	Capital goods import		o	o			log
Consumption and prices (2)	Consumer price index	2020 = 100	o				ch1
	CPI for Living Necessaries		o				ch1
Output (3)	Industry production index (all industry) ³⁾	%(MoM)	o	o			raw
	Mining and manufacturing production index	2020 = 100	o	o			chg
	Mining and manufacturing shipment index		o	o			pc1
Services ³⁾ (5)	Services	%(MoM)	o	o			raw
	Wholesale and retail trade		o	o			raw
	Transportation and storage		o	o			raw
	Business facilities management and business support services; rental and leasing activities		o	o			raw
	Human health and social work activities		o	o			raw
Survey (6)	Non-manufacturing sales growth BSI	-	o		o		pch
	Manufacturing business condition BSI		o		o		pch
	Manufacturing export growth BSI		o		o		pch
	Manufacturing production capacity BSI		o		o		pch
	Manufacturing new orders growth BSI		o		o		pch
	Manufacturing domestic sales growth BSI		o		o		pch

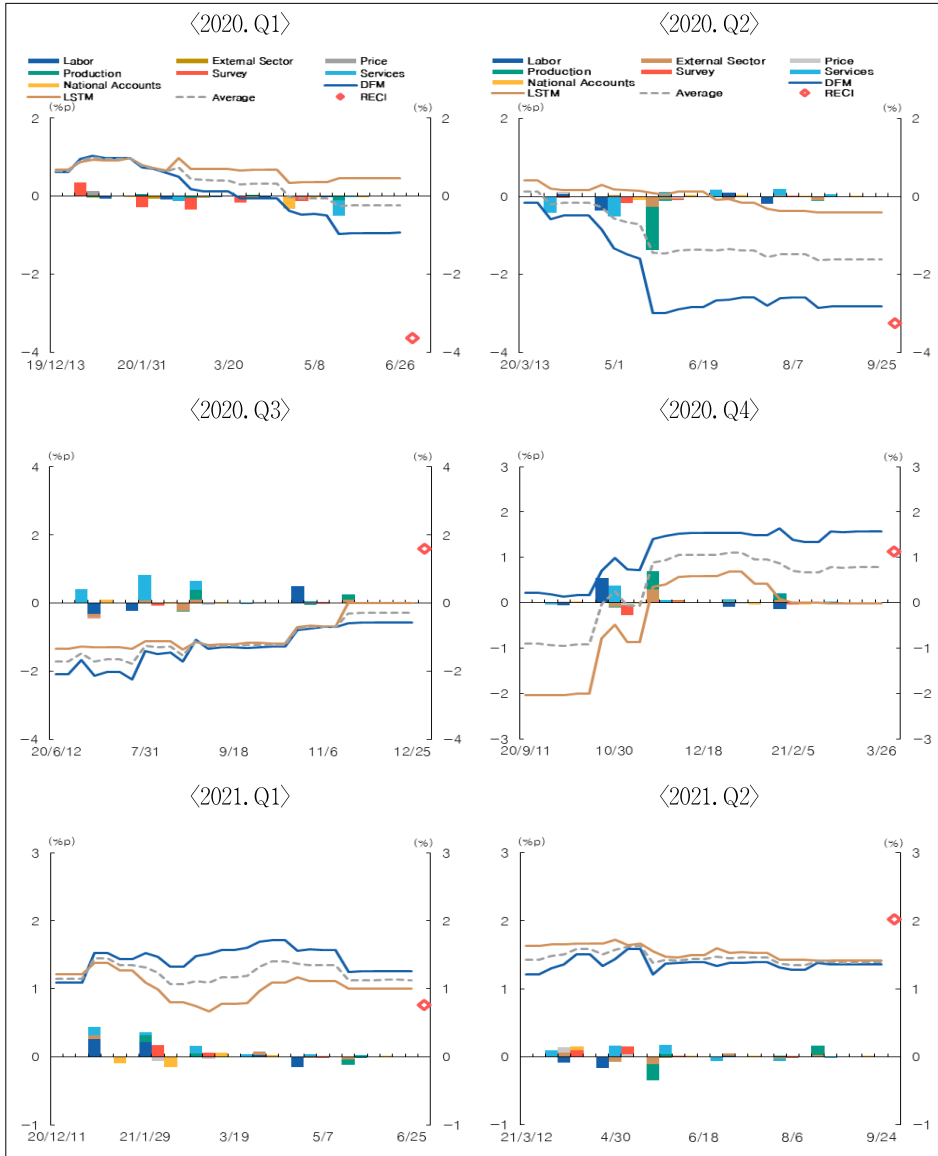
Notes: 1) 'G', 'R', 'S', and 'L' represent the Global, Real, Sentiment, and Labor blocks, respectively.

2) 'raw' represents the original (not converted) series. 'chg' and 'ch1' indicate the first difference between the current and the previous period (or year). 'pch', 'pc1', and 'pca' are year-over-year growth (pch), quarter-over-quarter (or month-over-month) growth, and annualized growth, respectively. 'log' denotes the logarithm of the value.

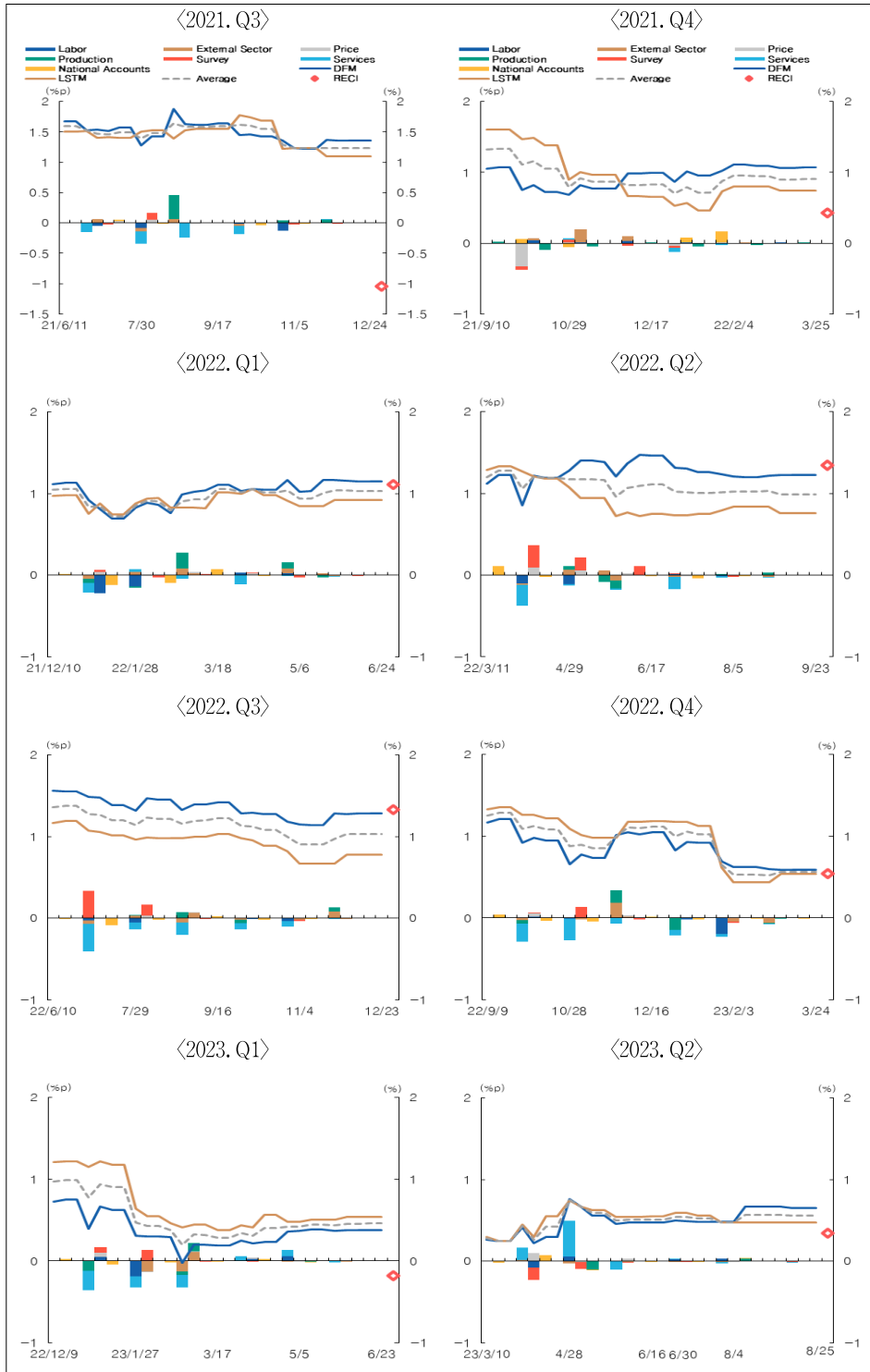
3) Industrial production indices for services and their sub-sectors, originally available only in a quarterly basis, are transformed into monthly series by applying spline interpolation to their serially adjusted time-series.

B. 최근 부산지역 당분기 경기상황 전망 결과

〈Figure B1〉 Nowcasting Results for Recent Quarters in Busan¹⁾

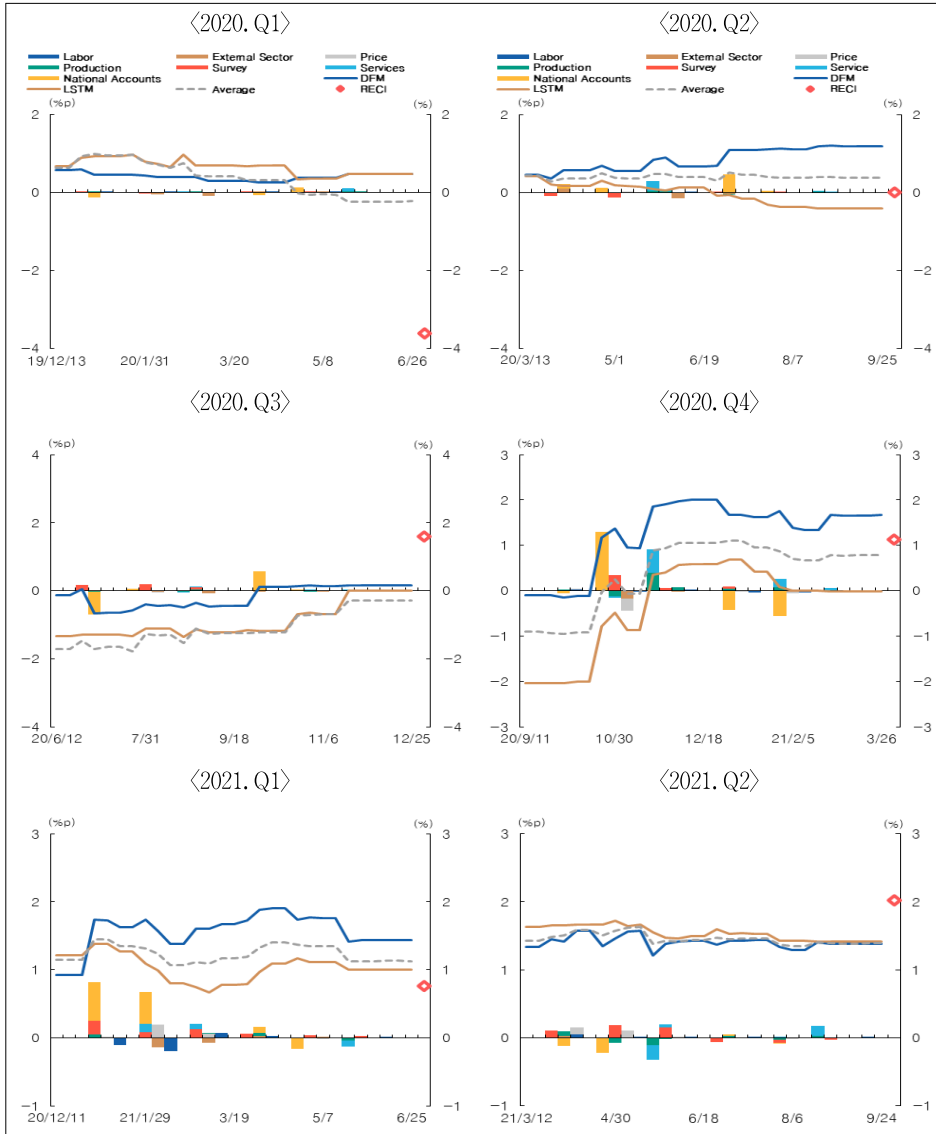


Notes: 1) Each bar (left axis) represents the contribution of the individual variable in each group to the variations in the DFM nowcasting results. Each line (right axis) denotes the DFM (navy) and LSTM (dark yellow) nowcasting results, respectively, and the ensemble of the the two results (dashed grey).

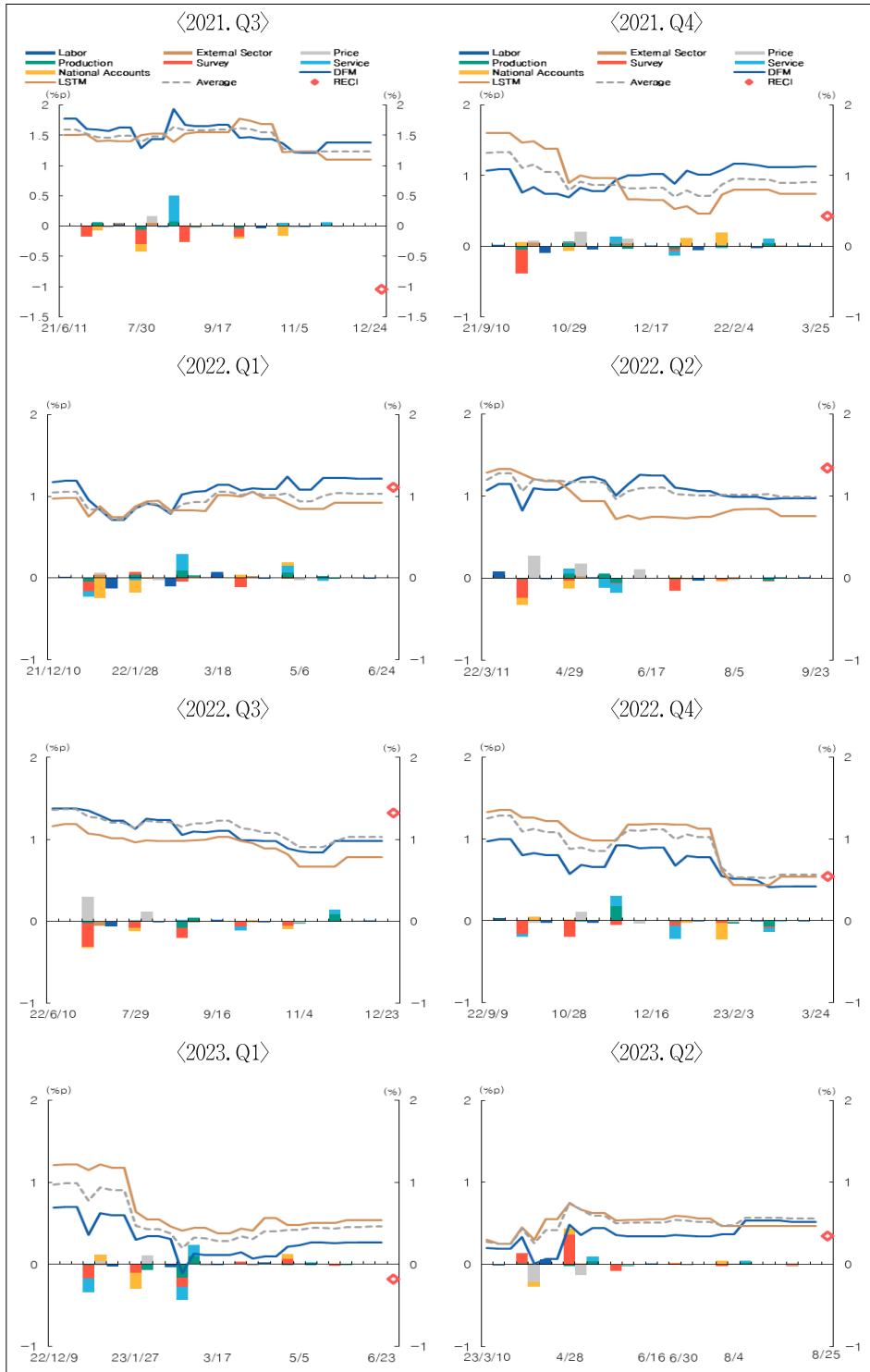


C. 축차기간 방식의 경기상황 전망 결과

〈Figure C1〉 Nowcasting Results for Recent Quarters in Busan¹⁾
(Recursive-window)

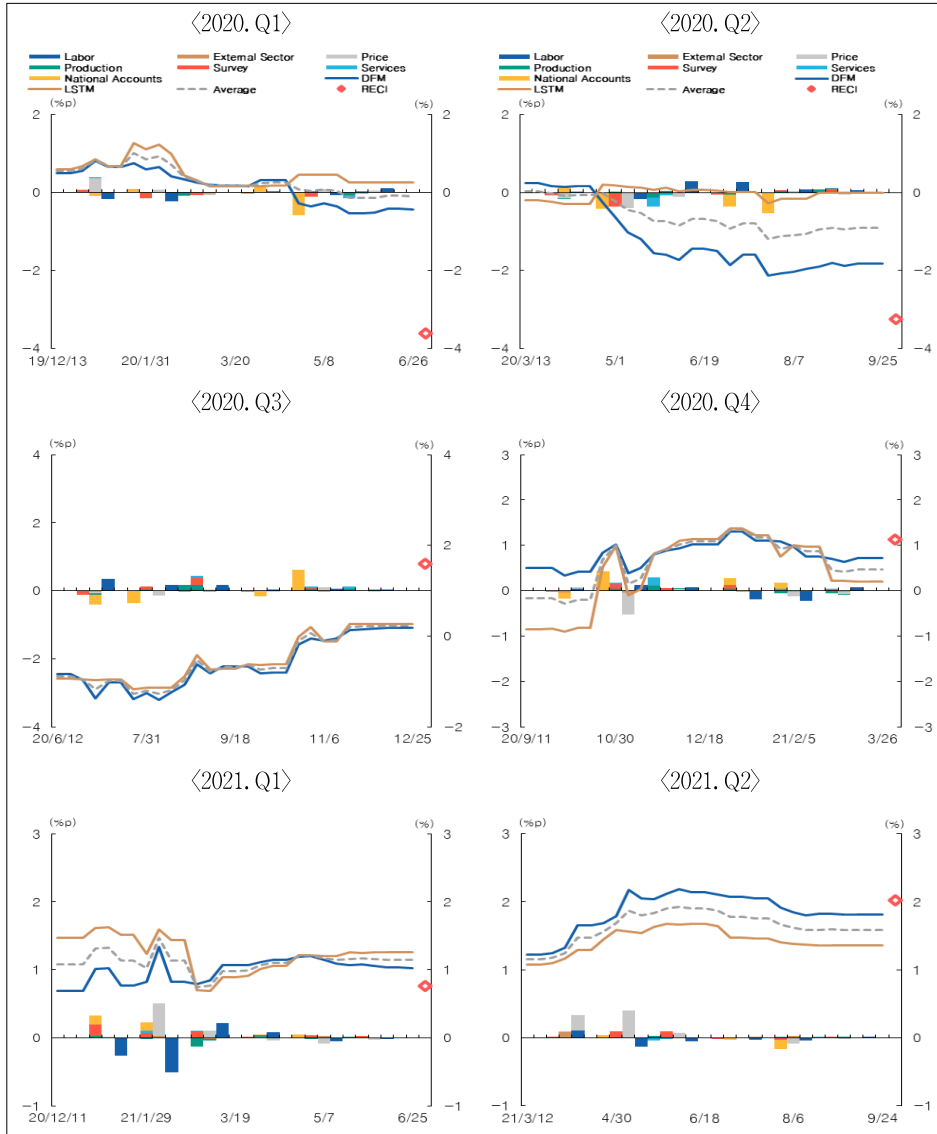


Notes: 1) Each bar (left axis) represents the contribution of the individual variable in each group to the variations in the DFM nowcasting results. Each line (right axis) denotes the DFM (navy) and LSTM (dark yellow) nowcasting results, respectively, and the ensemble of the two results (dashed grey).

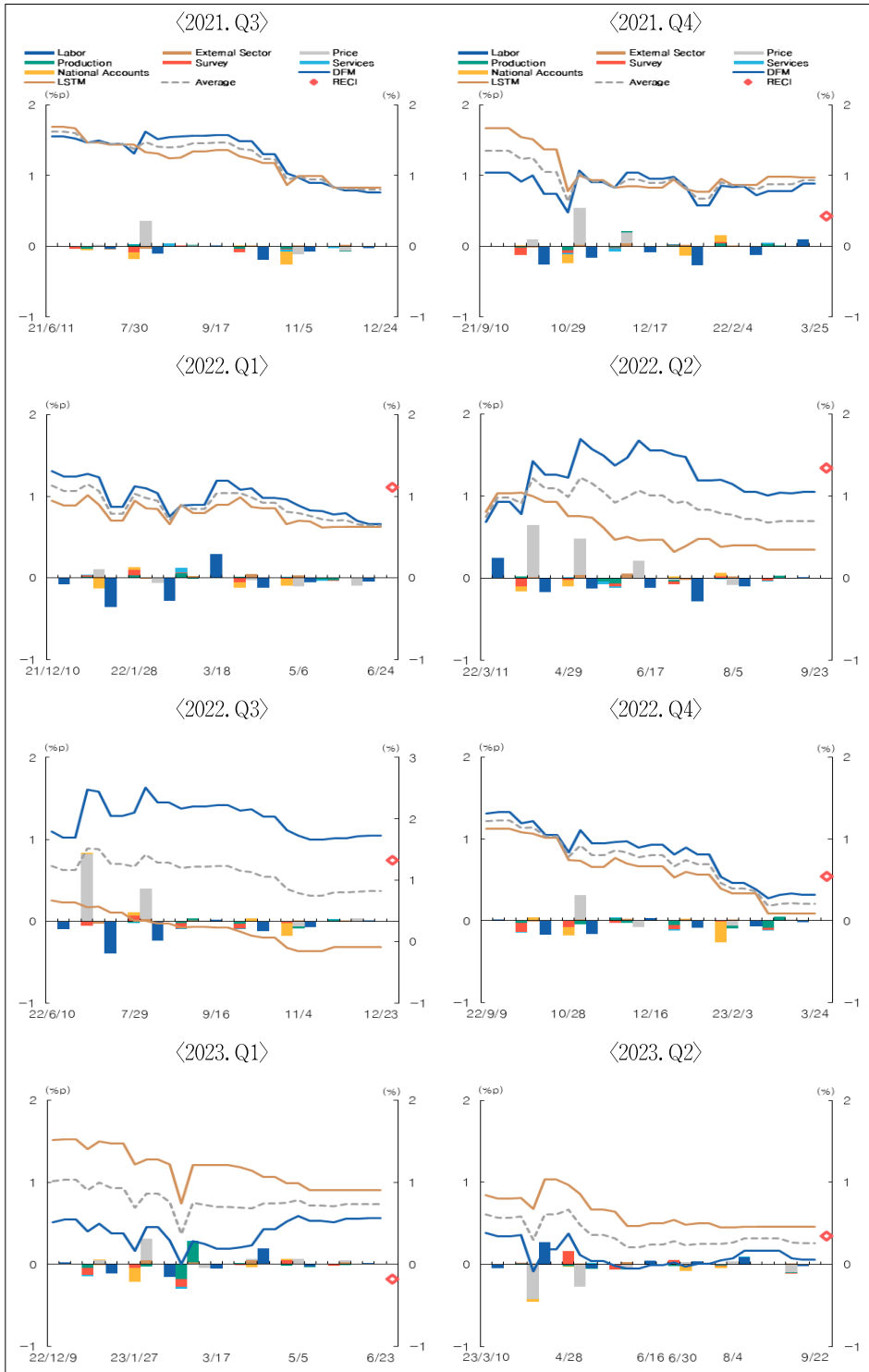


D. 소규모 당분기 경기전망 모형의 경기상황 전망 결과

〈Figure D1〉 Nowcasting Results for Recent Quarters in Busan¹⁾
(Small-scale model)



Notes: 1) Each bar (left axis) represents the contribution of the individual variable in each group to the variations in the DFM nowcasting results. Each line (right axis) denotes the DFM (navy) and LSTM (dark yellow) nowcasting results, respectively, and the ensemble of the two results (dashed grey).



Constructing the Nowcasting Model for Regional Economic Conditions: The Case of Busan*

Kyutae Kim** · Soosung Moon*** · Inhwan So****

Abstract

The need for early identification of regional economic conditions has substantially grown due to the diversification of the regional business cycles, primarily caused by the shifts in economic structure and the uneven impacts of the COVID-19 crisis across regions. This paper constructs the nowcasting framework, widely employed to monitor business cycles in real-time, at the regional level, with a particular focus on Busan. Given that GRDP is available only in an annual basis, we nowcast the regional economic condition index (RECI), a quarterly regional indicator developed recently by the Bank of Korea. Our RECI nowcasting model comprises a dynamic factor model as the primary sub-model and a long short-term memory model as the secondary one. The results show that the regional nowcasting models can capture shifts in the local economic condition at an early stage, typically 18 weeks prior to the RECI announcement. Furthermore, the forecasting errors are lower than those of the alternative model (autoregressive model), indicating their relatively strong predictive power. Specifically, even in the quarters of sharp economic upheaval triggered by COVID-19 shocks, our regional nowcasting models exhibit their strong predictability by capturing the shifts before the release of economic indicators. In terms of accuracy, the forecasting errors range below one percentage point throughout the forecasting horizons, further attesting to their robust predictive power.

Key Words: regional business cycle, nowcasting model, dynamic factor model, long short-term memory model

JEL Classification: E32, R11, E71

Received: Dec. 11, 2023. Revised: Feb. 23, 2024. Accepted: May 9, 2024.

* This paper is a revised and expanded version of a previous research paper titled "Constructing the Nowcasting Model for Busan," also previously published in the September 2023 issue of the Bank of Korea Golden Book. The findings, interpretations, and conclusions expressed in this paper are solely those of the authors and should not be attributed to the Bank of Korea. We would like to thank Kyung-Hwan Lee, the Manager of Regional Economy Research Division of Busan Branch, Bank of Korea, Hyun-Chang Yi, the Head of Digital Technology R&D Team, Bank of Korea and the two anonymous reviewers for their constructive suggestions and comments. Any remaining errors are solely ours.

** First Author, Economist, Busan Branch, Bank of Korea, 25, Munhyeongeumnyung-Ro, Namgu, Busan, Korea, Phone: +82-51-240-3803, e-mail: gyutae777@bok.or.kr

*** Co-Author, Economist, Busan Branch, Bank of Korea, 25, Munhyeongeumnyung-Ro, Namgu, Busan, Korea, Phone: +82-51-240-3853, e-mail: soosung.moon@bok.or.kr

**** Corresponding Author, Senior Economist, Economic Research Institute, Bank of Korea, 39, Namdaemun-ro, Jung-gu, Seoul, Korea, Phone: +82-2-759-5444, e-mail: ihs@bok.or.kr