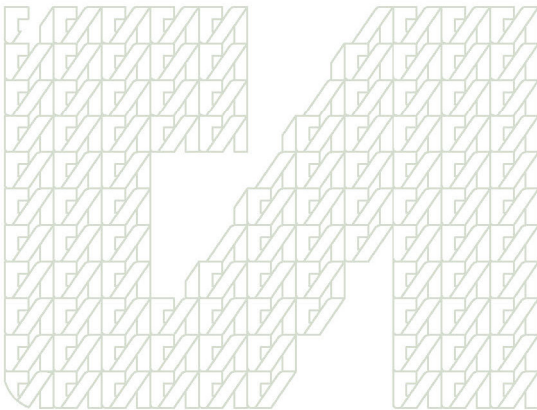


대전경기종합지수 속도성 강화 방안

양 준 석



연구책임

• 양준석 / 성장동력연구실 연구위원

연구지원

• 전보경 / 대전세종연구원 조사원

기본연구 2022-21

대전경기종합지수 속보성 강화 방안

발행인 김 영 진

발행일 2022년 12월

발행처 대전세종연구원

34051 대전광역시 유성구 전민로 37(문지동)

전화: 042-530-3500 팩스: 042-530-3528

홈페이지 : <http://www.dsi.re.kr>

인쇄처 대전문화사 TEL 042-252-7208 FAX 042-255-7209

이 보고서의 내용은 연구책임자의 견해로서 대전광역시와 세종특별자치시의 정책적
입장과는 다를 수 있습니다.

출처를 밝히는 한 자유로이 인용할 수 있으나 무단 전재나 복제는 금합니다.

요약 및 정책건의

1. 서론

■ 연구배경 및 목적

- 경기종합지수는 경기국면과 경기예측에 대한 근거자료로 활용되어 정부, 기업, 가계 등 경제주체들의 의사결정에 활용
- 지역경제 차원에서도 지역경기에 대한 객관적 자료의 필요성이 중요해짐에 따라 대부분 시도에서 지역경기종합지수를 작성
- 최근 급변하는 경제환경 속에서 경제주체들이 현재의 경제상황을 파악하고 빠르게 대응하기 위해 경제지표 속보성이 더욱 중요해지고 있음.
- 그러나 대부분 경제지표는 집계 또는 추계 과정에 일정한 시간이 소요되어, 해당 지표가 묘사하는 시점과 공표시점 간 시차가 발생
- 대전 경기동행종합지수의 경우 2달의 시차가 발생하여, 현재의 경제상황을 파악하는데 어려움이 있음.
 - 경기종합지수는 그를 구성하는 지표들의 일종의 가중평균값으로 각 지표의 실적이 존재해야 계산이 가능한데, 구성지표들은 1~2개월의 공표시차가 있음.
- 본 연구는 대전 경기동행지수의 속보성 강화를 위한 방안제시에 목적을 두고 수행

■ 대전경기종합지수 개요

- (목적) 대전경기종합지수는 대전의 공공, 민간 및 가계 등 경제주체들이 지역경제의 변화에 능동적으로 대처하기 위해 단기 경기전망에 관한 정보를 제공하기 위해 작성
- (연혁) 2000년 9월 경기동행종합지수 최초 작성된 이후 지금까지 발표

되고 있으며, 2017년 11월에는 경기선행종합지수가 개발되었고, 2018년 1월에 경기선행종합지수 추가승인 후 매월 작성 및 공표

- (작성주기 및 시점) 작성주기는 매월, 작성시점은 작성기준월(t)의 익익월($t+2$)
- (구성지표) 경기동행종합지수의 경우 비농가취업자수 등 7개, 경기선행종합지수는 8개의 구성지표 활용

■ 문제점

- 대전의 경기동행종합지수의 경우 2달의 시차가 발생하여 속보성에 특히 취약
 - 즉 해당 월(t)의 지수가 익익월($t+2$)에 공표
 - 7개의 구성지표가 사용되는데, 이중 전력사용량의 공표시차가 2개월이 존재하는 것이 원인
 - 경기종합지수는 그를 구성하는 지표들의 일종의 가중평균값으로 각 지표의 실적이 있어야 계산이 가능
 - 따라서 대전 경기종합동행지수의 속보성은 공표시점 시차가 제일 늦은 전력사용량에 의존
- 미흡한 속보성으로 경제주체에게 신속하게 현재의 경제상황에 관한 정보를 설명해주고 전달해주는 경제종합지수의 기본적 기능을 못하고 있는 것이 문제
 - 경기종합동행지수가 전달하려는 정보는 공표시점에 이미 활용성이 떨어져서, 경제변화에 대응하기 위한 목적으로 활용하기 어려움.
 - 경기의 움직임을 빠르게 전달하지는 못하고, 해당 시점의 경제상황을 기록하고 복기하는 기능에 그침.

[요약표 1] 경기동행종합지수의 구성지표

구분	지표명	작성기관	단위	공표시점
1	비농가취업자수	통계청	천명	$t+1$
2	산업생산지수	통계청	-	$t+1$
3	생산자출하지수	통계청	-	$t+1$
4	전력사용량	한국전력	MWh	$t+2$
5	수출액(실질)	한국무역협회	천불	$t+1$
6	수입액(실질)	한국무역협회	천불	$t+1$
7	신규차량등록대수	대전시	대	$t+1$

2. 전력사용량 예측모형을 활용한 속보성 강화

■ 개요

- 대전경기동행종합지수의 공표시차를 현행 2개월에서 1개월로 단축하는 것을 목적으로 예측모형 개발
 - 현재는 당월 지표가 익월월에 공표되는데, 이를 익월로 단축하는 방안을 제시
- 전력사용량을 실측이 아닌 예측치를 활용하여 공표시차를 1개월로 단축
 - 대전경기동행종합지수의 구성지표 7개 중 6개의 공표시차가 1개월이며, 전력사용량만 2개월
- 분석절차
 - 1단계 : 예측모형을 이용하여 다음 월의 전력사용량을 예측
 - 2단계 : 실측 대신 예측된 전력사용량을 이용하여 경기동행지수 산정

■ 예측모형

ARIMA(Autoregressive Intergrated Moving Average)

- ARIMA는 현재 값이 종속변수의 과거값과 과거 및 현재의 무작위적

충격에 의해 결정되는 모형으로, 시계열 데이터를 이용한 미래 예측에 주로 사용되는 모형

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \epsilon_t + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \beta_q \epsilon_{t-q} \quad (1)$$

- 식(1)은 AR(p)와 MA(q)가 결합된 ARMA(p, q)로 나타낼 수 있으며, ARMA(1, 1)의 경우 식(2)와 같이 표현

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t \quad (2)$$

□ 계절 ARIMA

- 계절성은 특정주기(일, 월, 년)의 특정 시점에서 예측 가능한 방향으로 증가하거나 감소하는 방향으로 해석
- ARIMA에 계절성을 반영하는 가장 직관적인 방법은 MA(12)를 모형에 포함(분기 자료의 경우 MA(4))

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \beta_{12} \epsilon_{t-12} + \epsilon_t \quad (3)$$

- 식(3)에서 첫 번째와 열두 번째 MA항이 가산적으로 작용한다는 점에서 이를 가산계절모형(additive seasonal model)이라 하며, 계절성을 반영하는 다른 방법으로 승법계절모형(multiplicative seasonal model)이 있음.
- 승법계절모형은 식(4)와 같이 비계절성 요인과 비계절성 요인의 곱으로 나타낼 수 있음.

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \beta_{12,1} \epsilon_{t-12} + \beta_1 \beta_{12} \epsilon_{t-13} + \epsilon_t \quad (4)$$

- * 계절성이 시계열 평균에 비례하는 추세를 보이는 경우 승법계절모형이 더 우수한 것으로 알려져 있음.

□ ARMAX

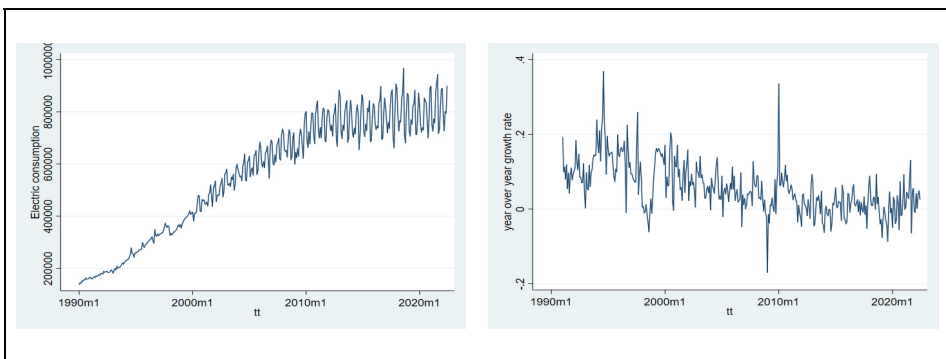
- ARMA모형은 기본적으로 자기변수의 과거 추세를 통해 미래를 예측하는 메커니즘으로 만약 경제변동이 안정적인 경우 높은 예측력을 갖게 됨.
- 그러나 금융위기, 코로나19와 같이 경제에 예측하지 못한 충격이 가해지는 경우 이러한 충격을 모형에 반영하기 어려워 예측력이 떨어진다는 단점이 있음.
- 이 경우 추가적인 설명변수를 통하여 예측력을 높일 수 있는데, 전력사용량 예측모형의 경우 전력사용량과 연관성이 높은 설명변수(e.g. 생산지수, 기온변수)를 추가하는 방식을 택할 수 있음.

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \lambda x_t + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t \quad (5)$$

■ 전력소비량의 시계열 특성 검토

□ 단위근 검정

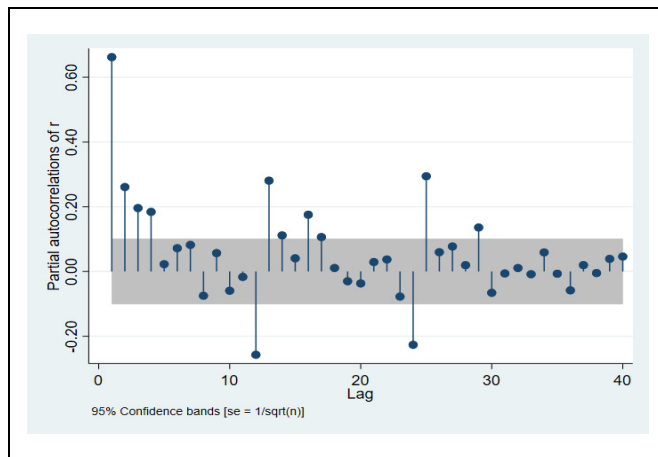
- 전력소비량의 정상성(stationary)을 충족하기 위해 전년대비변화율로 변환하여 사용
 - 비정상(non-stationary)시계열의 경우 변수의 평균이나 분산이 시간에 따라 변하기 때문에 추정량은 해당 분석기간에만 타당 → 미래예측에 부적절



[요약그림 1] 전력소비량 원지수(왼쪽) 및 전년대비변화율(오른쪽)

□ 시차분석

- ARIMA 모형은 기본적으로 과거의 값을 이용하여 미래를 예측하는 변수로, 예측력을 높이기 위해서는 과거 변수의 시차설정이 중요
- 부분상관계수 분석결과 $t-1$ 의 상관계수가 가장 높고, 그 이후부터 현재 하계 낮아지다가, $t-12$ 에 다시 증가
 - 전반적으로 주기성을 보이고 있는데, 이는 전력사용량 변화율의 시계열 과정에 계절성이 포함됨을 의미

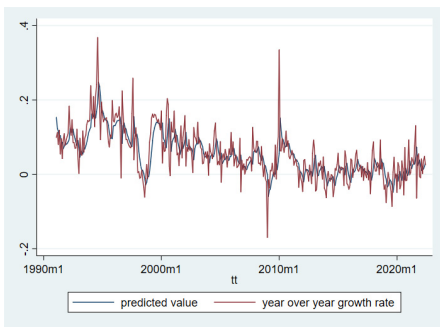


[요약그림 2] 부분자기상관계수

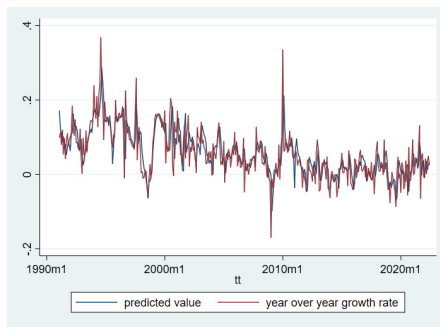
■ 추정

[요약표 2] 전력사용량 예측모형 추정결과

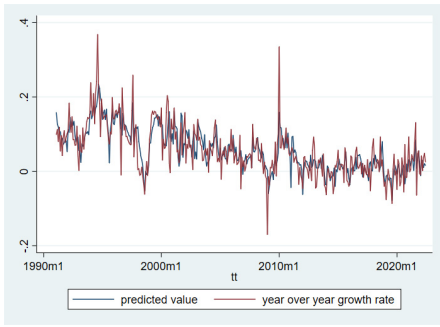
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
	pure ARIMA			ARMAX with PI		ARMAX with AC			ARMAX with PI and AC			
PI				0.214 ^{***} [0.022]	0.208 ^{***} [0.027]	0.204 ^{***} [0.024]				0.212 ^{***} [0.023]	0.207 ^{***} [0.027]	0.197 ^{***} [0.023]
AC							0.008 ^{***} [0.002]	0.006 ^{***} [0.002]	0.005 ^{***} [0.001]	0.008 ^{***} [0.002]	0.005 ^{***} [0.002]	0.005 ^{***} [0.001]
ARMA												
AR(1)	0.976 ^{***} [0.010]	0.998 ^{***} [0.002]	0.998 ^{***} [0.002]	0.980 ^{***} [0.010]	0.998 ^{***} [0.002]	0.998 ^{***} [0.002]	0.977 ^{***} [0.010]	0.998 ^{***} [0.002]	0.998 ^{***} [0.002]	0.980 ^{***} [0.009]	0.998 ^{***} [0.002]	0.998 ^{***} [0.002]
MA(1)	-0.628 ^{***} [0.035]	-0.478 ^{***} [0.034]	-0.672 ^{***} [0.030]	-0.672 ^{***} [0.034]	-0.491 ^{***} [0.034]	-0.719 ^{***} [0.028]	-0.635 ^{***} [0.035]	-0.475 ^{***} [0.034]	-0.665 ^{***} [0.030]	-0.677 ^{***} [0.034]	-0.491 ^{***} [0.034]	-0.711 ^{***} [0.028]
MA(12)		-0.421 ^{***} [0.027]			-0.401 ^{***} [0.028]			-0.425 ^{***} [0.030]			-0.403 ^{***} [0.030]	
σ	0.048 ^{***} [0.001]	0.044 ^{***} [0.001]	0.041 ^{***} [0.001]	0.044 ^{***} [0.001]	0.041 ^{***} [0.001]	0.038 ^{***} [0.001]	0.047 ^{***} [0.001]	0.043 ^{***} [0.001]	0.040 ^{***} [0.001]	0.044 ^{***} [0.001]	0.041 ^{***} [0.001]	0.037 ^{***} [0.001]
ARMA12												
L.ma			-0.607 ^{***} [0.037]			-0.580 ^{***} [0.037]			-0.633 ^{***} [0.037]			-0.598 ^{***} [0.038]
N	378	378	378	378	378	378	378	378	378	378	378	378



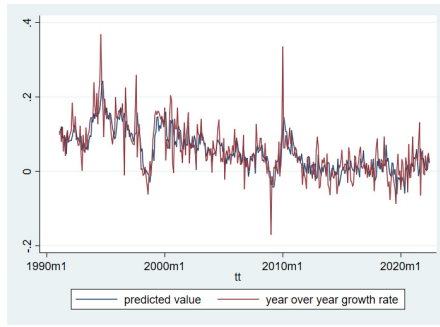
Model1



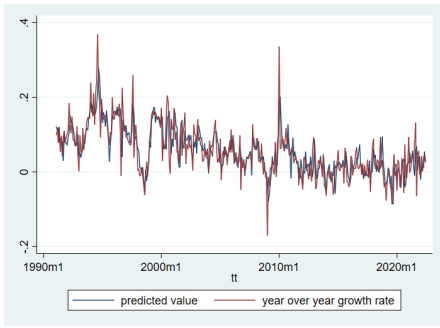
Model2



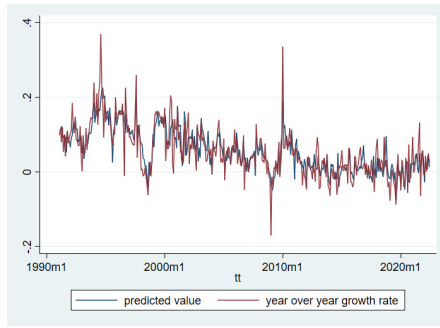
Model3



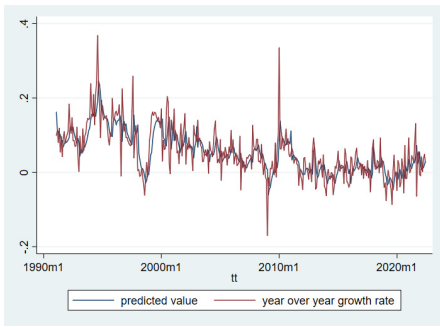
Model4



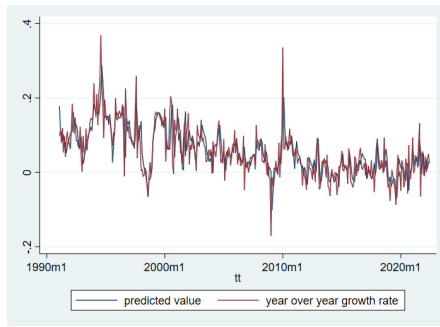
Model5



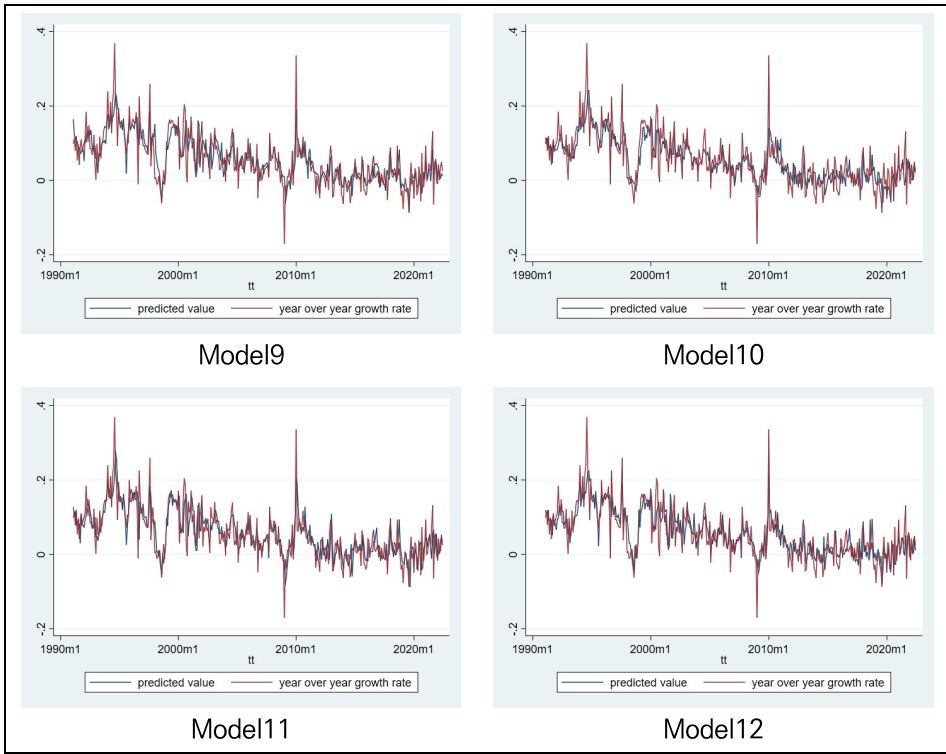
Model6



Model7



Model8



[요약그림 3] 전력사용량 실측 및 예측치 추이

■ 예측실험

- 전력사용량의 예측치를 사용하여 경기종합지수를 작성한 경우와 실측치를 사용하여 경기종합지수를 작성한 경우의 차이를 비교 → 공표시차 2개월에서 1개월로 단축
- 만약 그 차이가 평균적으로 작고, 일정한 수준을 벗어나지 않는다면, 전력사용량의 예측치를 사용한 경기동행지수를 잠정치로 하여 먼저 발표하는 것도 속보성을 강화하는 효과적인 방안이 될 수 있음.
- 예측의 정확도를 파악하기 위해 MAE(Mean Absolute Error), RMSE(Root Mean Squared Error) 및 RMAE(Relative Mean Absolute Error)를 제시
 - * RMAE는 이상치로 인한 요인을 어느 정도 제거하여 예측의 정확성을 제고

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |Y_t - (\widehat{Y}_t)| \quad (6)$$

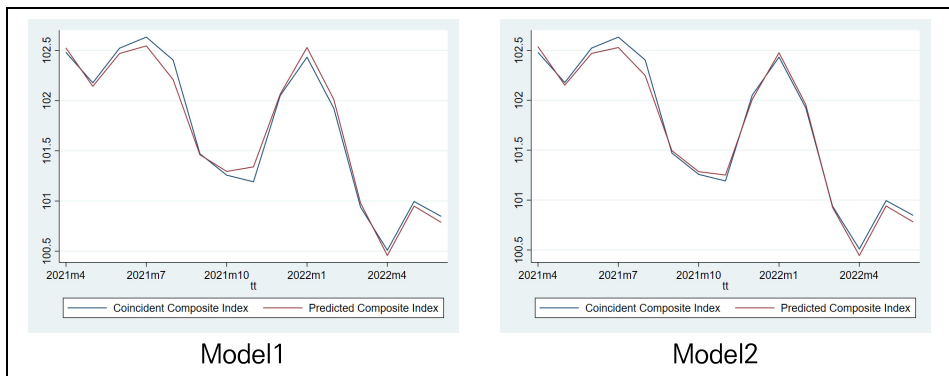
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t - \widehat{Y}_t)^2} \quad (7)$$

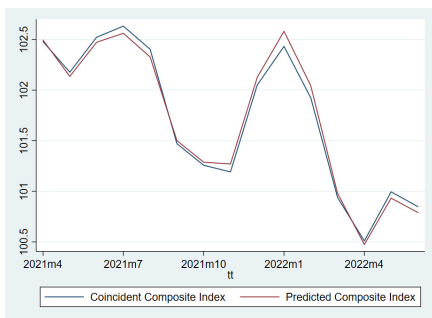
$$RMAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|Y_t - \widehat{Y}_t|}{Y_t} \quad (8)$$

[요약표 3] 경기동행종합지수 예측모형별 예측평가

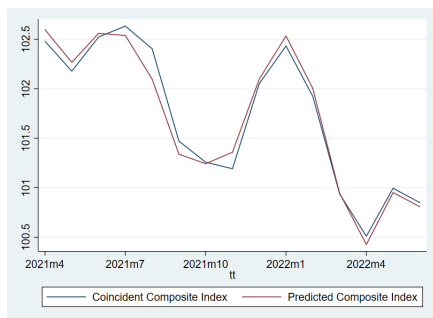
(단위 : %)

구분	MAE	순위	RMSE	순위	RMAE	순위
Model1	8.358	3	1.155	3	0.132	3
Model2	12.665	7	1.693	7	0.221	7
Model3	26.789	12	3.617	12	0.487	12
Model4	8.606	4	1.188	4	0.134	4
Model5	13.276	8	1.770	8	0.232	8
Model6	24.561	11	3.294	11	0.444	11
Model7	7.855	1	1.012	1	0.121	2
Model8	9.409	5	1.265	5	0.159	5
Model9	20.467	10	2.753	10	0.369	10
Model10	8.044	2	1.050	2	0.121	1
Model11	10.106	6	1.357	6	0.172	6
Model12	19.297	9	2.577	9	0.345	9

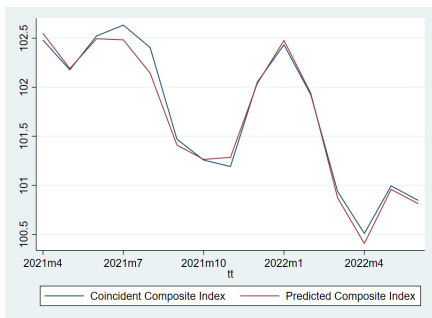




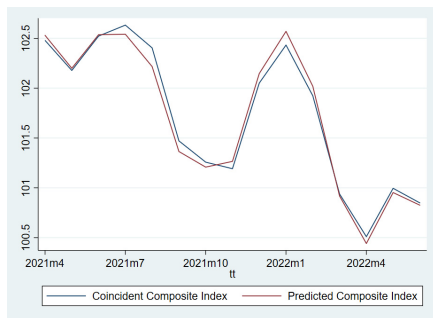
Model3



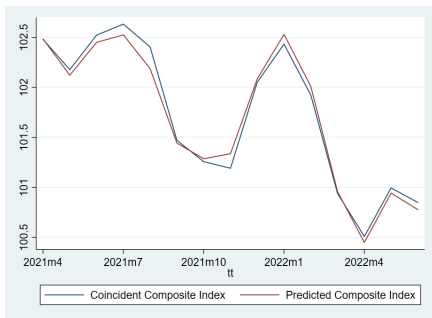
Model4



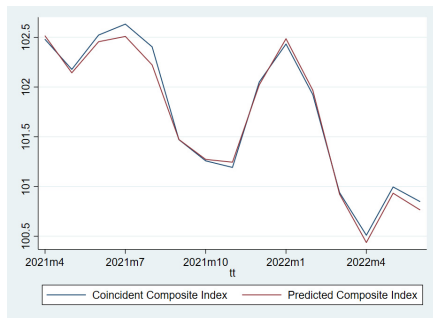
Model5



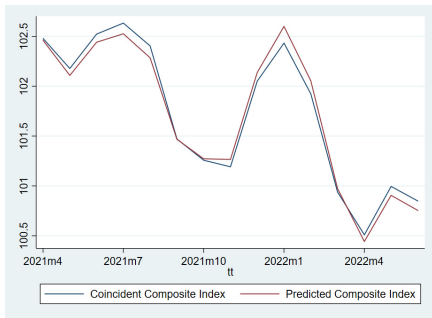
Model6



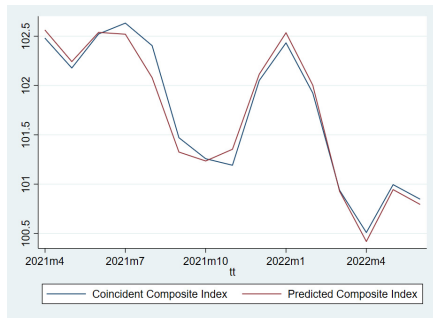
Model7



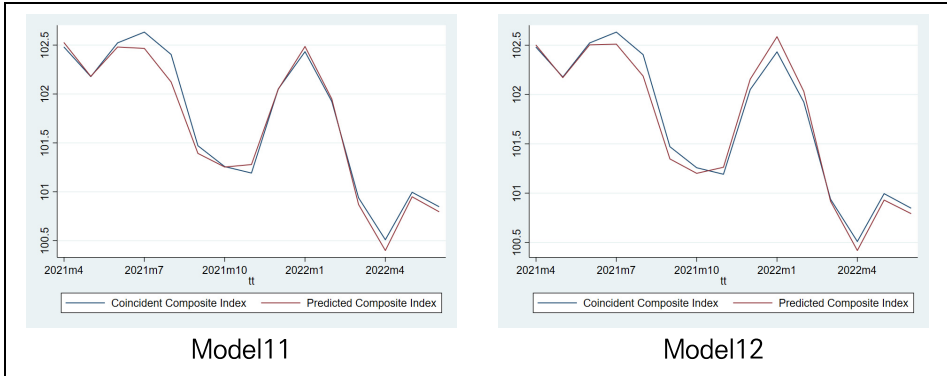
Model8



Model9

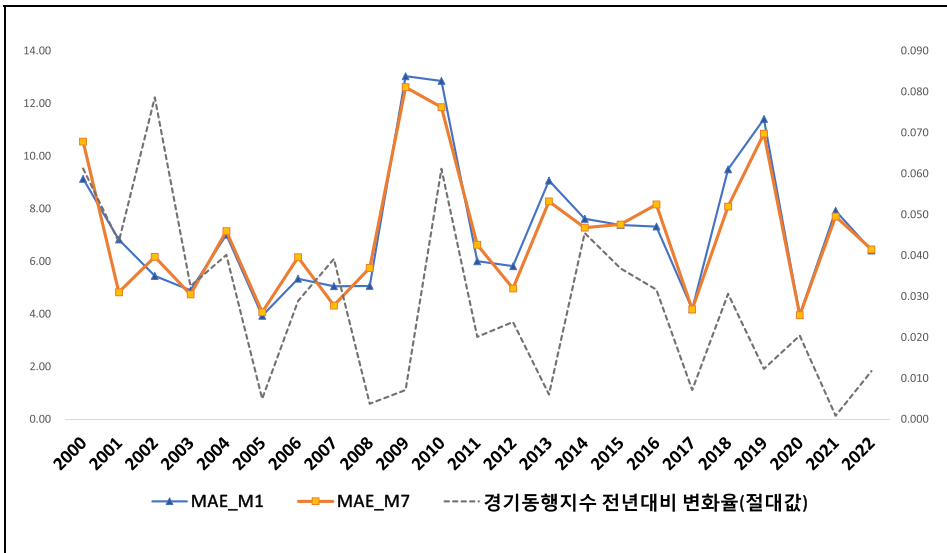


Model10



[요약그림 4] 경기동행지수 실측 및 모형별 예측치 추이

- 2003년 이후 전년대비 경기동행종합지수의 오차가 커질수록 예측오차도 커지는 경향을 보임.
- 전년대비 경기동행종합지수의 절대적인 변화율이 클수록, 예측오차도 커지는 경향
- ARIMA는 기본적으로 과거의 패턴으로 미래를 예측하기 때문에, 과거 추세에서 벗어나는 변동이 있는 해에는 예측력이 떨어지는 한계



[요약그림 5] 경기동행종합지수 실측 및 모형별 예측치 추이

3. Nowcasting기법을 활용한 실시간 예측

■ 개요

- 앞선 분석을 통해 전력사용량을 예측치로 사용하여도 여전히 대전 경기 동행지수는 1개월의 공표시차 존재
- 만약 경기동행지수 자체를 예측하는 모형을 활용하거나, 전력사용량 외 나머지 6개의 구성지표도 실측이 아닌 예측치를 활용한다면 공표시차를 획기적으로 감축시킬 수 있음.
- 이와 같이 통계자료의 공표시차 등으로 인해 그 시점에는 불완전한 데이터셋을 이용하여 현재의 경기상황을 정확하게 추정하는 방법을 실시간 예측(Nowcasting)이라고 부름.
- 본 절에서는 동태요인모형(Dynamic Factor Model)을 통해 대전 경기 동행지수를 공표시차 없이 당월에 공표하는 방안을 제시

■ 동태요인모형 (Dynamic Factor Model)

- 동태요인모형은 여러 경제변수들간의 공통요인(common factor)을 추출하고, 이를 이용하여 경제변수를 예측
 - 동태요인모형은 다수의 경제지표 사이에 공통적 요인이 존재하고, 이러한 요인들이 경기 또는 종합적인 경제상황을 나타내는 지표와 연관이 있다는 논리로 여러 경제분석에 활용(김치호·김현정, 2016)
 - 주관적이거나 선형적인 지식으로 변수를 선별하지 않고 알고리즘에 의해 경기지표들의 움직임을 축약하는 공통요인을 추정한다는 장점으로 여러 연구에서 활용(박성근·이성경, 2021)
- 동태요인모형은 거대한 패널 데이터셋에 두 개의 직교하는 요소가 있다고 가정
 - 하나는 모든 시계열이 동조되어 움직이는 요인으로, 공통요인의 선형 결합으로 표현되며, 다른 하나는 개별 시계열의 고유 요소

- 동태요인모형은 상태공간모형(state space model)의 구조를 가지며, 총 N 개의 변수($y_{i,t}, i = 1, \dots, N$)들의 공통적인 움직임을 설명하는 관측되지 않는 공통요인(unobservable factor, f_t)을 가정하여 다음과 같이 나타낼 수 있음

$$y_{i,t} = \mu_i + \lambda_i f_t + \zeta_{i,t}, \quad i = 1, \dots, N \quad (9)$$

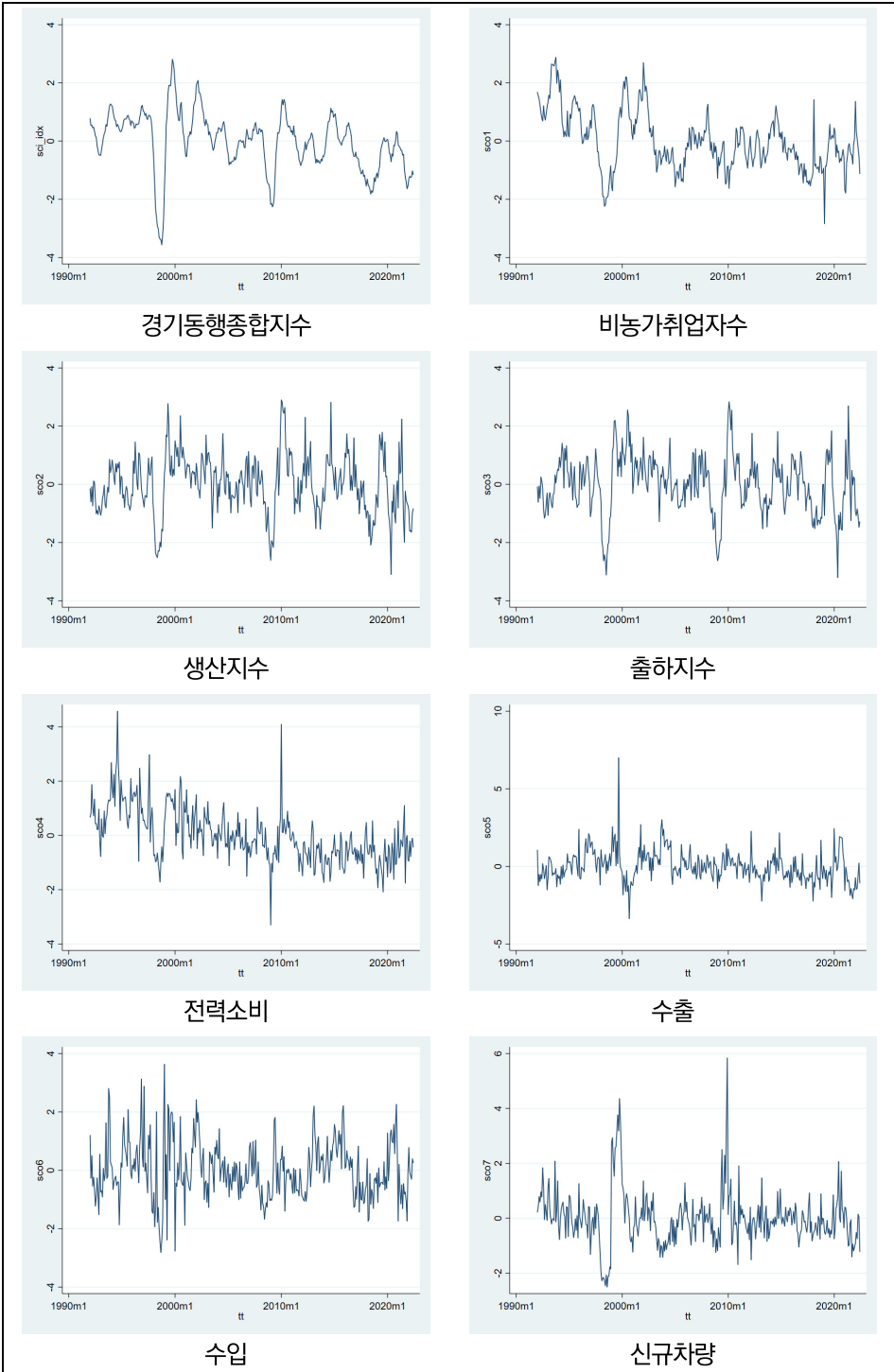
$$f_t = \alpha f_{t-1} + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2) \quad (10)$$

$$\zeta_{i,t} = \beta_i \zeta_{i,t-1} + \varepsilon_{i,t}, \quad \varepsilon_{i,t} \sim N(0, \sigma_{\varepsilon_i}^2), i = 1, \dots, N \quad (11)$$

- 식(9)는 관측방정식(measurement equation), 식(10)과 (11)은 이행방정식(transition equation)
- 여기서 ($\zeta_{1,t}, \dots, \zeta_{N,t}$)는 개별 변수들이 공통요인(f_t)으로 설명되지 않는 고유오차(idiosyncratic errors)
- 공통요인은 칼만필터링을 통해 업데이트되며, 공통요인과 고유오차는 다음의 AR(1) 프로세스를 따른다고 가정

■ 데이터

- 경기동행종합지수 및 이를 구성하는 7개 지표로 구성되는 시계열 자료를 구성하고, 각각의 변수가 안정적인 시계열이 되도록 전년 동기대비 증가율로 변환하며, 분석기간의 평균과 표준편차로 표준화한 데이터를 적용



경기동행종합지수

비농가취업자수

생산지수

출하지수

전력소비

수출

수입

신규차량

[요약그림 6] 표준화된 지표별 추이

■ 추정결과

[요약표 4] 동태요인모형 추정결과

	λ_i	β_i
경기종합동행지수	0.095*** [0.012]	0.969*** [0.012]
비농가취업자수	0.054** [0.024]	0.903*** [0.023]
생산지수	0.543*** [0.027]	0.413*** [0.066]
출하지수	0.559*** [0.026]	-0.071 [0.176]
전력소비	0.146*** [0.040]	0.615*** [0.043]
수출	0.072* [0.041]	0.469*** [0.046]
수입	0.078* [0.041]	0.455*** [0.047]
신규차량	0.138*** [0.040]	0.607*** [0.042]
α		0.819*** [0.031]
Obs.		336

주 : *, **, ***는 각각 유의수준 10%, 5%, 1% 수준에서 통계적으로 유의함을 의미하며 괄호는 표준오차를 나타냄.



[요약그림 기] 공통요인추세

■ 예측실험

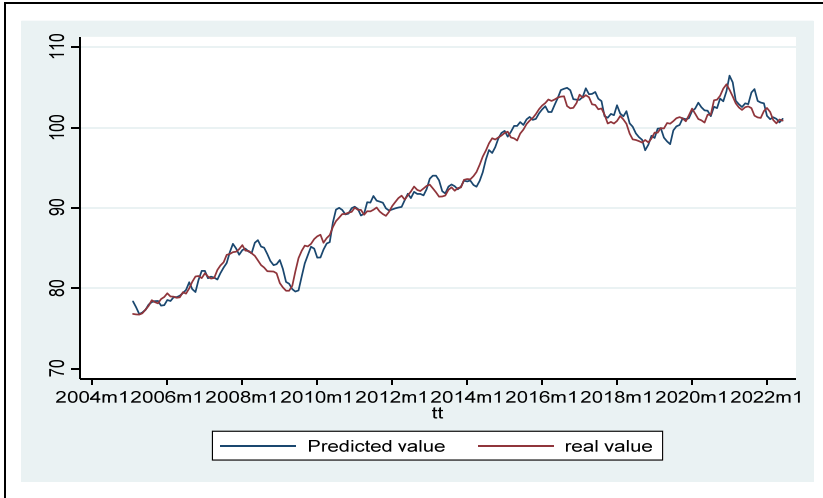
- 모형에서의 공통요인은 변수들이 바뀔 때마다 수정되며 자기회귀모형을 따르는 시스템 특성상 다음 기에 대한 예측치 도출이 수월
- 동태요인의 예측력을 평가하기 위해 비교모형으로 ARIMA(1,0,1)를 추정하고 예측치를 비교
- 예측실험은 당월에 당월의 경기종합동행지수를 보고하는 시나리오를 상정함.
- 당월(t) 공표를 위해 해당 시점에 사용할 수 있는 변수별 시차는 다음과 같음.

[요약표 5] t 기의 동행종합지수 예측을 위해 가용한 변수별 정보

	DFM	ARIMA(1,0,1)
동행종합지수	$t-2$	$t-2$
비농가취업자수	$t-1$	-
산업생산지수	$t-1$	-
생산자출하지수	$t-1$	-
전력사용량	$t-2$	-
수출액(실질)	$t-1$	-
수입액(실질)	$t-1$	-
신규차량등록대수	$t-1$	-

[요약표 6] 예측평가

	DFM	ARIMA
MAE	0.8789	1.0940
RMSE	1.1748	1.4783
RMAE	0.0115	0.0144



[요약그림 8] 동태모형 예측치와 실측 추이

[요약표 7] 시점별 예측치와 실측 비교

시간	경기동행종합지수	예측치	절대오차(%)
2021m1	104.69	106.44	1.67
2021m2	103.86	105.60	1.68
2021m3	103.00	103.32	0.31
2021m4	102.48	102.88	0.39
2021m5	102.18	102.55	0.36
2021m6	102.52	103.01	0.47
2021m7	102.63	102.91	0.27
2021m8	102.40	104.36	1.91
2021m9	101.47	104.78	3.26
2021m10	101.26	103.30	2.01
2021m11	101.19	103.10	1.89
2021m12	102.05	103.00	0.93
2022m1	102.43	101.45	0.96
2022m2	101.92	101.03	0.87
2022m3	100.94	101.27	0.33
2022m4	100.51	101.07	0.56
2022m5	101.00	100.63	0.36
2022m6	100.85	101.07	0.22

4. 결론

■ 주요 결과

- 본 연구는 대전 경기동행종합지수의 속보성 강화를 위한 방안을 제시
- 공표시차를 2개월에서 1개월로 단축하기 위해 ARIMA모형을 통해 전력 사용량 예측모형을 추정하고, 이를 통한 예측치를 활용하여 경기종합지수를 계산
 - 구성지표 중 전력사용량만 공표시차가 2개월이며, 나머지 지표는 1개월이기 때문에, 전력사용량 문제만 해결되면 경기종합지수의 공표시차가 1개월로 단축
 - 가장 예측력이 높은 모형의 경우 절대오차가 0.132%에 불과하여 높은 정확도를 보여줌.
 - 나머지 6개 구성지표는 실측치를 사용하기 때문에 경제가 급변하는 시점에서도 안정적인 오차를 제시할 수 있음
- 당월 실적을 당월에 공표(nowcasitng)하기 위해 동적요인모형을 활용
 - 분석결과 동적요인모형의 예측력이 통상의 ARIMA모형보다 우수한 것으로 분석
 - 다만 공표시차가 1개월인 전력사용량 예측모형의 결과보다 전반적으로 예측력 하락

■ 연구 한계

- 동태요인모형의 장점은 많은 변수를 모형에 포함시킬 수 있다는 것인데, 본 연구에서는 경기종합동행지수 등 7개 지표만을 활용하여 모형의 장점을 충분히 활용하지 못함.
- 향후 구성지표 외에 대전경기와 관련된 여러 지표를 동태요인모형에 포함하여 예측력을 향상시키는 추가적 연구 필요
- 한편 대전경기종합지수는 2000년 이후 개편 없이 작성되고 있는데, 현

재의 지역경제 상황이 과거와 다른 만큼 지표가 실제로 대전경제를 적절하게 대표하는지에 대해서도 검토가 필요하며 이를 향후 연구과제로 남겨둠.

차 례

1장 서론	3
1. 연구목적	3
2. 연구배경	4
3. 연구방법	8
2장 대전경기동행종합지수 속보성 강화 방안	13
1. 전력사용량 예측모형을 활용한 속보성 강화	13
2. Nowcasting기법을 활용한 실시간 예측	30
3장 결론	43
1. 주요 결과	43
2. 연구 한계	44
참고문헌	45
부록	49
1. 전력예측모형 상세표	49
2. 전국 및 타지역 경기종합지수 현황	55
3. 대전 경기동행종합지수 작성방법	61

표 차례

[표 1-1] 경기동행종합지수의 구성지표	5
[표 1-2] 경기선행종합지수의 구성지표	5
[표 1-3] 구성지표별 공표시점	7
[표 1-4] 시나리오별 연구방법	9
[표 2-1] 전력사용량 예측모형 추정결과	21
[표 2-2] 경기동행지수 실측 및 모형별 예측치 비교	25
[표 2-3] 경기동행지수 예측모형별 예측평가	26
[표 2-4] 동태요인모형 추정결과	36
[표 2-5] t 기의 동행종합지수 예측을 위해 가용한 변수 정보	38
[표 2-6] 예측평가	39
[표 2-7] 시점별 예측치와 실측 비교	40
[부록표 1-1] MAE모형 전력예측 결과	49
[부록표 1-2] RMSE모형 전력예측 결과	51
[부록표 1-3] RMAE모형 전력예측 결과	53
[부록표 2-1] 전국 경기종합지수 주요 연혁	55
[부록표 2-2] 전국 경기종합지수 10차 개편 내용	56
[부록표 2-3] 전국 경기종합지수 구성지표	57
[부록표 2-4] 지역별 경기종합지수 작성 현황	58
[부록표 2-5] 지역별 동행종합지수 구성지표	59
[부록표 2-6] 지역별 선행종합지수 구성지표	60

그림 차례

[그림 1-1] 경기동행종합지수 추이	4
[그림 2-1] 전력소비량 추이(원지수)	17
[그림 2-2] 전력소비량 추이(전년대비 변화율)	17
[그림 2-3] 전력소비량 변화율 자기상관계수	18
[그림 2-4] 전력소비량 변화율 부분자기상관계수	19
[그림 2-5] 전력사용량 실측 및 예측치 추이	23
[그림 2-6] 경기동행지수 실측 및 모형별 예측치 추이	28
[그림 2-7] 경기동행종합지수 실측 및 모형별 예측치 추이	29
[그림 2-8] 표준화된 지표별 추이	35
[그림 2-9] 공통요인추세	37
[그림 2-10] 예측치와 실측 추이	39

서론

1. 연구목적
2. 연구배경
3. 연구방법

1장 서론

1. 연구목적

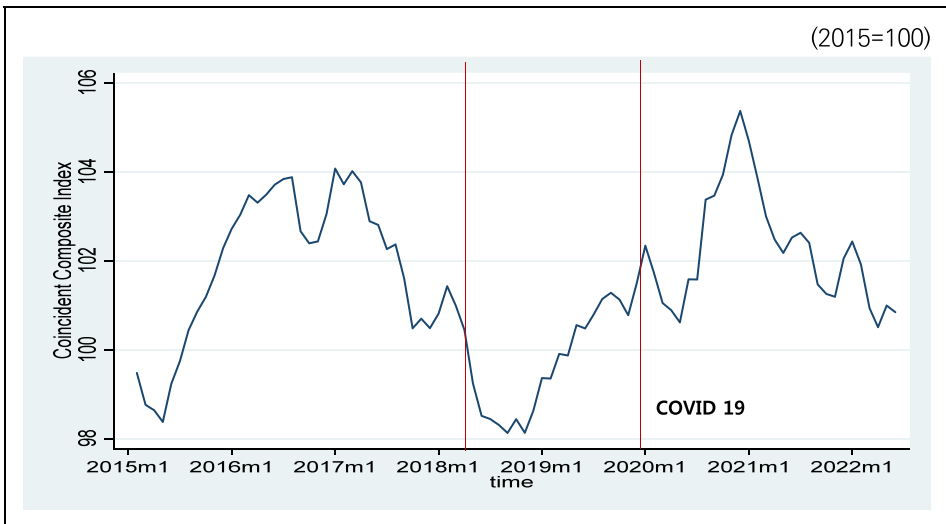
- 경기종합지수는 경기변동의 국면·전환점과 속도·진폭을 측정할 수 있도록 고안된 경기지표의 일종으로, 국민경제의 각 부문을 대표하고 경기를 잘 반영하는 경제지표들을 선정한 후 이를 가공·종합하여 작성¹⁾
- 경기종합지수는 경기국면과 경기예측에 대한 근거자료로 활용되어 정부, 기업, 가계 등 경제주체들의 의사결정에 활용
- 지역경제 차원에서도 지역경기에 대한 객관적 자료의 필요성이 중요해짐에 따라 대전을 비롯한 여러 시도에서 지역경기종합지수를 작성
 - 전국 17개 시도 중 서울, 세종을 제외한 15개 시도에서 경기종합지수를 작성
- 한편, 급변하는 경제환경에서 경제주체들이 적시에 의사결정을 하기 위해서 경제지표의 속보성이 더욱 중요해지고 있음.
 - 이러한 중요성으로 GDP(Tang et al., 2020 ; 김치호·김현정, 2016), 생산지수(박성근, 2021) 등 여러 경제지표에 관한 단기예측 연구가 활발히 진행
- 경기종합지수는 그를 구성하는 지표들의 일종의 가중평균값으로 각 지표의 실적이 존재해야 계산이 가능하다는 제약이 있음.
 - 대부분 경제지표는 집계 또는 추계 과정에 일정한 시간이 소요되어, 해당 지표가 묘사하는 시점과 공표시점 간 시차가 발생
 - 통계청의 경기종합지수의 경우 1개월의 공표시차가 존재
- 대전의 경기동행지수의 경우 2달의 시차가 발생하여 속보성에 특히 취약
- 본 연구는 대전 경기동행지수의 속보성 강화를 위한 방안제시에 목적을 두고 수행

1) 통계청 홈페이지(http://kostat.go.kr/understand/info/info_lge/1/detail_lang.action?bmode=detail_lang&cd=SL3956)

2. 연구배경

1) 대전경기종합지수 개요

- 2000년부터 대전경기종합지수는 대전지역 경제동향의 과학적 분석을 통해 현재 경기상황 판단을 목적으로 작성되고 있음.
- 대전의 공공, 민간 및 가계 등 경제주체들이 지역경제의 변화에 능동적으로 대처하기 위해 단기 경기전망에 관한 정보를 제공



[그림 1-1] 경기동행종합지수 추이

- 대전경기종합지수는 2000년 9월 경기동행종합지수가 최초 작성된 이후 지금까지 발표되고 있으며, 2017년 11월에는 경기선행종합지수가 개발되었고, 2018년 1월에 경기선행종합지수 추가승인 후 매월 작성 및 공표2)
- 동행종합지수 : 공급측면의 광공업생산지수, 취업자수 등과 수요측면의 소매판매액지수 등과 같이 실제 경기순환과 함께 변동하는 개별지표를 가공·종합하여 만든 지수로 현재 경기상황의 판단에 이용됨

2) 후행종합지수는 작성하지 않고 있음.

- 선행종합지수 : 투자관련 건설수주지표나 재고순환, 금융 등의 지표처럼 실제 경기순환에 앞서 변동하는 개별지표를 가공·종합하여 만든 지수로 향후 경기변동의 단기 예측에 이용됨
- 작성주기는 매월이며, 작성시점은 작성기준월(t)의 익익월($t+2$)이며 통계청 국가통계포털(KOSIS)과 대전세종연구원 홈페이지에 공표
- 경기동행종합지수의 경우 비농가취업자수 등 7개의 구성지표, 경기선행종합지수는 8개의 구성지표 활용

[표 1-1] 경기동행종합지수의 구성지표

구분	지표명	작성기관	단위	기간
1	비농가취업자수	통계청	천명	1989.01~
2	산업생산지수	통계청	-	1990.01~
3	생산자출하지수	통계청	-	1990.01~
4	전력사용량	한국전력	MWh	1993.01~
5	수출액(실질)	한국무역협회	천불	1989.01~
6	수입액(실질)	한국무역협회	천불	1989.01~
7	신규차량등록대수		대	1991.01~

[표 1-2] 경기선행종합지수의 구성지표

구분	지표명	작성기관	단위	기간
1	신규구직자수(대전)	워크넷	명	2000.01~
2	비제조업 업황 BSI	한국은행	-	2003.01~
3	생활형편전망 CSI	한국은행	-	2009.01~
4	소비자심리지수	한국은행	-	2009.01~
5	소비자기대지수	한국은행	-	1998.12~2008.08
6	어음부도율(대전, 역계열)	한국은행	%	1997.01~
7	비은행예금취급기관 여신	한국은행	십억원	2004.09~
8	주가지수(KRX_Semicon)	KRX	-	2007.01~

2) 문제점

- 대전의 경기동행종합지수는 2달의 시차가 발생하여 속보성에 특히 취약
 - 즉 해당 월(t)의 지수가 익익월($t+2$)에 공표
 - 이 지수에는 7개의 구성지표가 사용되는데, 이중 전력사용량의 공표 시차가 2개월이 존재하는 것이 원인
 - 경기종합지수는 그를 구성하는 지표들의 일종의 가중평균값으로 각 지표의 실적이 있어야 계산이 가능
 - 따라서 대전 경기종합동행지수의 속보성은 공표시점 시차가 제일 늦은 전력사용량에 의존
- 미흡한 속보성으로 경제주체에게 신속하게 현재의 경제상황에 관한 정보를 설명해주고 전달해주는 경제종합지수의 기본적 기능을 못하고 있음.
 - 경기종합동행지수가 전달하려는 정보는 공표시점에 이미 활용성이 떨어져서, 경제변화에 대응하기 위한 목적으로 활용하기 어려움.
 - 경기의 움직임을 빠르게 전달하지는 못하고, 해당 시점의 경제상황을 기록하고 복기하는 기능에 그치고 있음.

[표 1-3] 구성지표별 공표시점

지표	일자																															
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	
동행종합지수										t-2																						
비농기취업지수									t-1																							
산업생산지수																																t-1
생산자출하지수																																t-1
전력사용량										t-2																						
수출액(실질)																																t-1
수입액(실질)																																t-1
신규차량등록대수										t-1																						

3. 연구방법

- 대전 경기동행종합지수의 공표시차를 현행 2개월에서 1개월로 단축하는 방안 및 당월 지수를 당월에 공표하는 방안 두 가지 시나리오를 설정
- 시나리오별로 그에 적합한 예측모형을 개발하고, 이를 통해 도출된 예측치와 실측을 비교하여 예측의 정확성을 평가
- 공표시차를 2개월에서 1개월로 단축하는 시나리오는 ARIMA모형을 활용
 - 이 경우 지수 산정을 위해 7개의 구성지표 중 6개는 실측 활용이 가능한데, 공표시차가 가장 늦은 전력사용량이 결측되는 문제가 발생
 - 따라서 전력사용량은 ARIMA를 통한 예측치를 활용하여 경기동행종합지수를 계산
 - 전력사용량의 예측치에 오차가 어느 정도 있더라도, 나머지 6개 종합지수는 실측이 사용되므로, 전력사용량의 오차가 종합지수의 변동을 크게 좌우하지 않음.
- 공표시차가 존재하지 않는, 당월지수가 당월에 공표되는 방안의 경우 동태요인모형(Dynamic Factor Model : DFM)을 활용
 - 이 경우 모든 구성지표에서 결측이 발생하는 문제가 발생하여, 온전히 예측치만을 활용하여 경기동행종합지수를 계산해야 함.
 - DFM은 여러 시계열에 공통된 요인을 추출하고, 이 공통요인을 활용하여 예측에 활용할 수 있는 기법
 - 구체적으로 경기종합동행지수의 예측변수로 공통요인을 활용하며, 여기서 공통요인은 경기종합동행지수와 7개 구성지표의 시계열 과정에서 도출

[표 1-4] 시나리오별 연구방법

시나리오	공표시차 1개월	공표시차 없음
내용	경기동행종합지수의 현행 공표시차 2개월을 1개월로 단축	당월 경기동행종합지수를 당월 공표
조건	7개 구성지표 중 전력사용량 결측	7개 구성지표 모두 결측
분석방법	<ul style="list-style-type: none"> 전력사용량은 ARIMA모형을 통한 예측치를 활용하고, 나머지 구성지표는 실측을 활용하여 경기동행 종합지수를 계산 예측 전력사용량을 사용한 경기동행종합지수와 실제 경기동행지수를 비교하여 예측력 평가 	<ul style="list-style-type: none"> DFM 기법을 적용하여 경기동행 종합지수 및 7개 구성지표 간 공통요인을 추출하고, 공통요인을 예측 변수로 하여 동행종합지수를 예측 경기동행종합지수의 예측치와 실측을 비교하여 예측력 평가

대전경기동행종합지수 속보성 강화 방안

1. 전력사용량 예측모형을 활용한
속보성 강화
2. Nowcasting기법을 활용한 실시간
예측

2장 대전경기동행종합지수 속도성 강화 방안

1. 전력사용량 예측모형을 활용한 속도성 강화

1) 개요

- 대부분 경제지표는 공표시차를 가지고 있으나, 1개월 이내($t+1$)에는 공표되어 어느 정도의 속도성은 확보
 - 예컨대, 통계청 등 경기종합지수의 경우 당월 지표가 익월에 공표
- 본 절에서는 대전 경기동행종합지수의 공표시차를 현행 2개월에서 1개월 단축을 목적으로 속도성을 강화하는 방안을 제시
 - 구체적으로 현재는 당월 지표가 익익월에 공표되는데, 이를 익월로 단축하는 방안을 제시
- 대전 경기동행종합지수의 구성지표 7개 중 6개의 공표시차가 1개월이며, 나머지 전력사용량의 공표시차가 2개월임.
- 따라서 전력사용량을 실측이 아닌 예측치를 활용할 경우 공표시차를 1개월로 단축할 수 있음.³⁾
- 분석절차는 다음과 같음.
 - 1단계 : 예측모형을 이용하여 다음 월의 전력사용량을 예측
 - 2단계 : 실측 대신 예측된 전력사용량을 이용하여 경기동행지수 산정

2) 예측모형

(1) ARIMA

- ARIMA(Autoregressive Intergrated Moving Average)모형을 활용하여 전력사용량을 예측

3) 물론 전력사용량을 구성지표에서 제외하는 대신 대전의 경제상황을 적절하게 반영하는 어떤 지표를 구성지표로 설정하는 방안도 있음. 그러나 구성지표의 변경은 경기종합지수의 개편에서 다루어져야 할 문제로 속도성 강화에 초점을 둔 본 연구의 범위에서 벗어남.

○ ARIMA는 현재 값이 종속변수의 과거값과 과거 및 현재의 무작위적 충격에 의해 결정되는 모형으로, 시계열 데이터를 이용한 미래 예측에 주로 사용되는 모형

- 이 모형은 종속변수의 AR과정과 오차항의 MA과정을 결합한 것으로 여기서 p는 종속변수의 차수를 q는 오차항의 차수를 의미
- 일반적으로 ARIMA(p, d, q)라고 표현하는데 p는 AR의 차수, d는 차분의 차수, q는 MA의 차수를 의미함.

○ 차분이 없는 형태의 모형은 식(1)과 같이 나타낼 수 있음.

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \epsilon_t + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \beta_q \epsilon_{t-q} \quad (1)$$

- 식(1)은 AR(P)와 MA(q)가 결합된 ARMA(p, q)로 나타낼 수 있으며, ARMA(1, 1)의 경우 식(2)와 같이 같음.

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t \quad (2)$$

(2) 계절 ARIMA

○ 계절성은 특정주기(일, 월, 년)의 특정 시점에서 예측 가능한 방향으로 증가하거나 감소하는 방향으로 해석(민인식·최필선, 2014)

- 백화점 실적이 12월에 집중되고, 청과음료 판매량이 여름철에 증가하는 등이 계절성의 대표적인 사례

○ 정확한 예측을 위해 ARIMA에 계절성을 반영해야 하는데, 가장 직관적인 방법은 경기동행종합지수와 같이 월(monthly) 주기 자료를 사용하는 경우 MA(12)를 모형에 포함하는 것인데, 이 경우 식(2)는 다음과 같이 나타낼 수 있음.

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \beta_{12} \epsilon_{t-12} + \epsilon_t \quad (3)$$

○ 식(3)에서 첫 번째와 열두 번째 MA항이 가산적으로 작용한다는 점에서 이를 가산계절모형(additive seasonal model)이라 하며, 계절성을 반영하는 다른 방법으로 승법계절모형(multiplicative seasonal model)이 있음.

- 계절성이 시계열 평균에 비례하는 추세를 보이는 경우 승법계절모형이 더 우수한 것으로 알려져 있는데, Box et al.(2008)은 승법계절모형을 먼저 적용하고, 만약 데이터를 적절하게 설명을 못하는 경우 가산계절모형 적용을 제안
 - 즉 연구자가 두 모형을 모두 사용하여 분석을 시도하고, 예측력이 더 우수한 모형을 선택
- 승법계절모형은 식(4)와 같이 비계절성 요인과 비계절성 요인의 곱으로 나타낼 수 있음.

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \beta_{12,1} \epsilon_{t-12} + \beta_1 \beta_{12} \epsilon_{t-13} + \epsilon_t \quad (4)$$

(3) ARMAX

- ARMA모형은 기본적으로 자기변수의 과거 추세를 통해 미래를 예측하는 메커니즘으로 만약 경제변동이 안정적인 경우 높은 예측력을 갖게 됨.
- 그러나 금융위기, 코로나19와 같이 경제에 예측하지 못한 충격이 가해지는 경우 이러한 충격을 모형에 반영하기 어려워 예측력이 떨어진다는 단점이 있음.
- 이 경우 추가적인 설명변수를 통하여 예측력을 높일 수 있는데, 전력사용량 예측모형의 경우 전력사용량과 연관성이 높은 설명변수를 추가하는 방식을 택할 수 있음.
- 식(5)를 이용하여 전력사용량을 예측한다면 ARIMAX는 다음과 같이 나타낼 수 있음.

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \lambda x_t + \beta_1 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t \quad (5)$$

- 식(5)에서 X_t 는 전력사용량과 관련이 있는 생산량 또는 기온변수로 설정될 수 있음.
- 만약 생산지수나 기온변수가 전력사용량의 공표시차보다 짧다면 적절한 설명변수로 활용할 수 있는데, 실제로 두 변수의 공표시차가 전력사용량보다 1개월 짧음.

- 즉 동일 시점의 지표가 전력사용량보다 1개월 빠르게 공표
- 만약 $t+1$ 의 전력사용량이 공표되지 않아서 예측치를 대신 활용하는 경우를 생각하면, 그 시점에 생산지수와 기온변수는 이미 공표되었기 때문에 실측을 활용할 수 있음(식 6).
- 만약 공표시차 간 똑같다면 식(6)에서 설명변수의 실측(x_{t+1})이 아니라 예측치(\hat{x}_{t+1})를 활용할 수 밖에 없는데, 이 경우 설명변수의 예측 오차가 반영되기 때문에, 예측오차는 더욱 커지게 됨.

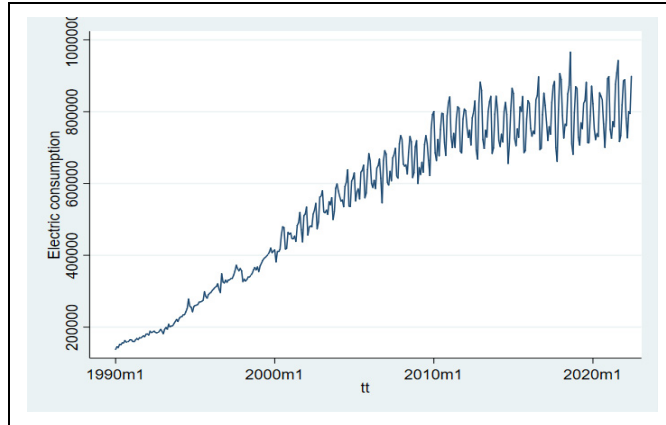
$$\hat{y}_{t+1} = \hat{\alpha}_1 y_{t-1} + \hat{\lambda} x_t + \hat{\beta}_1 \epsilon_{t-1} \quad (6)$$

3) 전력소비량의 시계열 특성 검토

(1) 단위근 검정

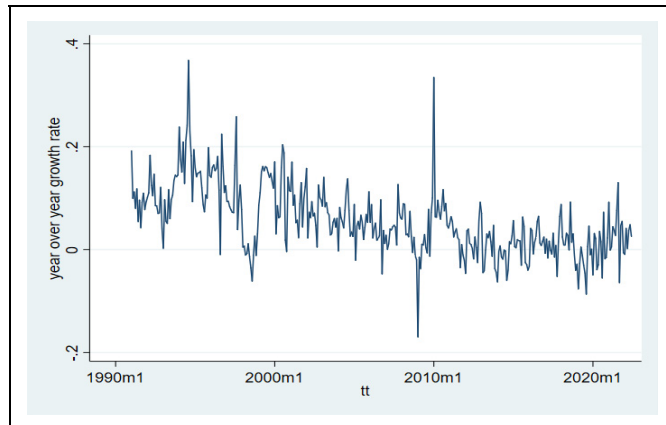
- ARIMA 모형은 정상적시계열에 대해 예측하므로 비정상적시계열인 경우 정상적시계열로 변환 후 분석을 시행
- 시계열 분석에서 어떤 변수가 시간의 함수라면 비정상(non-stationary) 시계열이라 하며, 이러한 경우 변수의 평균이나 분산이 시간에 따라 변하기 때문에 추정량은 해당 분석 기간에만 타당
- 이 경우 분석의 결과를 다른 시간대로 일반화할 수 없으며, 비정상시계열로 예측한 추정치로 미래를 예측하는 것은 부적절하다는 의미
- 한편 전력소비량의 시계열과정은 [그림 2-1]에 제시되어 있는데 단기적으로 규칙적인 변동을 보이면서 장기적으로는 지속적으로 증가하는 형태를 띠고 있음.
 - 규칙적인 변동은 계절성(seasonality)을, 증가세는 시간적 추세(time trend)⁴⁾를 의미

4) 시간추세(time trend)란 시간에 의해 결정되는 추세로 시간의 흐름에 따라 상승 또는 하락하는 형태를 가지고 있는 특성을 의미



[그림 2-1] 전력소비량 추이(원지수)

- 전력소비량은 뚜렷한 시간추세가 나타나므로 이 경우 비정상시계열의 가능성이 높아지는데, ADF 단위근 검정결과, 단위근이 있다는 귀무가설을 기각하지 못하였음.
- 비정상시계열인 차분(difference)을 거치면 정상시계열이 되는 것으로 알려져 있는데, 본 연구에서는 전년대비변화율로 변환하여 분석에 사용
- [그림 2-2]는 전년대비변화율의 추세로 장기적 추세를 확인할 수 없으며, 단위근 검정결과 귀무가설을 기각



[그림 2-2] 전력소비량 추이(전년대비 변화율)

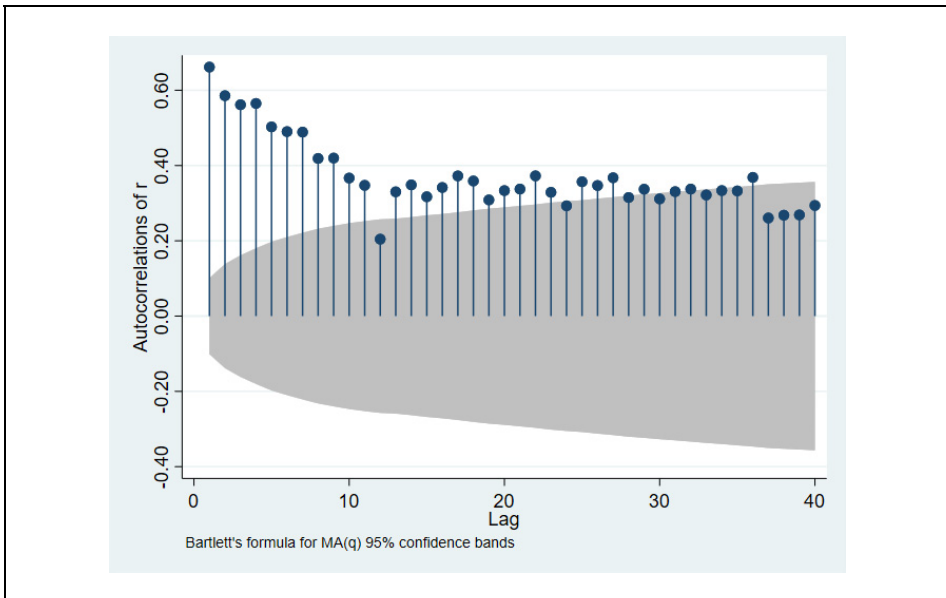
5) $y_t = \alpha + \rho y_{t-1} + e_t$ 에 대해 $H_0 : \rho = 1$ 이라는 귀무가설을 검증함

(2) 시차분석

- ARIMA 모형은 기본적으로 과거의 값을 이용하여 미래를 예측하는 변수로, 예측력을 높이기 위해서는 과거 변수의 시차설정이 중요
- 자기상관계수는 하나의 시계열 변수에서 현재와 과거의 시차 간 상관계수를 의미하는데, 어느 시점의 과거변수가 설명력이 높은지 시각적으로 유용한 정보를 제공
- 변수 x 의 t 와 $t-k$ 의 자기상관계수는 식(7)과 같이 계산

$$\rho_k = \frac{cov(x_t, x_{t-k})}{var(x_t)} \quad (7)$$

- 전력소비량의 자기상관계수는 [그림 2-3]에 제시되어 있는데, 전월의 상관계수가 가장 높고, 점차 감소되는 추세를 보임.



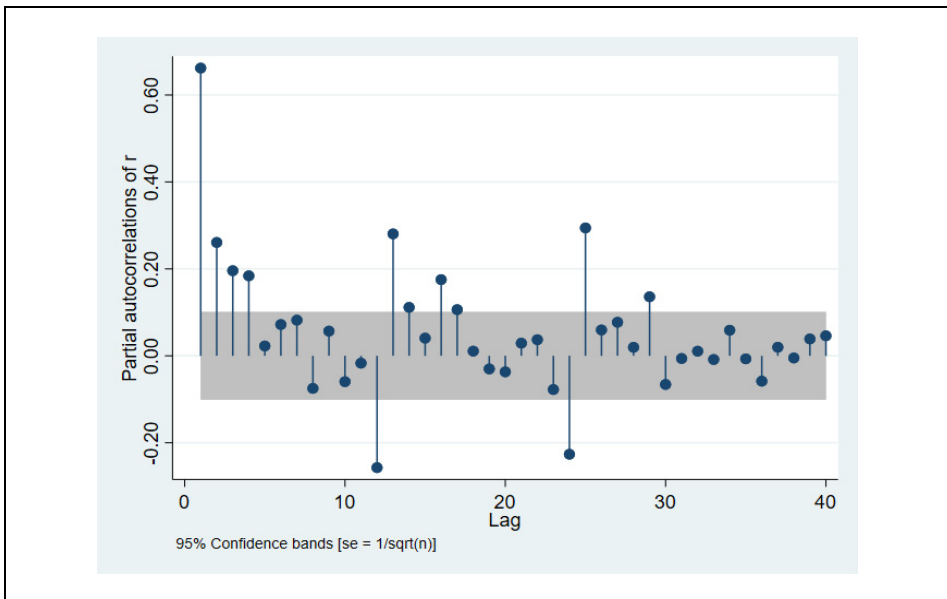
[그림 2-3] 전력소비량 변화율 자기상관계수

- 부분자기상관계수는 다른 시차를 통제한 후 t 와 $t-k$ 시차 간의 상관계수를 분석하는 방법으로 식(8)과 같이 계산

- 시차가 먼 두 관측치의 상관관계(e.g $t+1$ 와 $t+10$)를 분석하려는 경우 두 시차 간 존재하는 관측치($t+2, \dots, t+9$)들로 인해 두 관측치 간 관계를 파악하기 어려운데 이 경우 부분자기상관계수를 이용

$$x_t = \alpha + \beta_1 x_{t-1} + \beta_2 x_{t-2} \cdots \beta_k x_{t-k} + e_t \quad (8)$$

- [그림 2-4]를 살펴보면 $t-1$ 의 상관계수가 가장 높고, 그 이후부터 현저하게 낮아지다가, $t-12$ 에 다시 증가
- 부분상관계수 분석결과 전반적으로 주기성을 보이고 있는데, 이는 전력사용량 변화율의 시계열 과정에 계절성이 포함됨을 의미



[그림 2-4] 전력소비량 변화율 부분자기상관계수

4) 예측모형 추정

- 앞선 분석결과를 토대로 1기, 12기의 시차변수를 중심으로 ARIMA모형을 구성
- [표 2-1]의 열(1), 열(2), 열(3)은 기본모형으로 열(1)은 AR(1)과 MA(1)를 설정한 모형임.

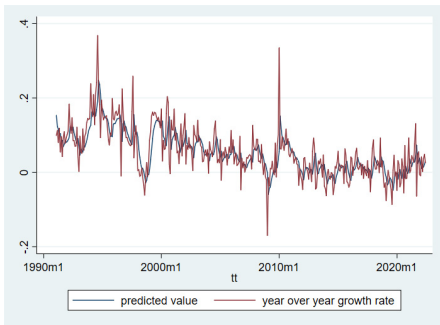
- 열(2)는 계절성을 반영하기 위해 추가적으로 MA(12)를 설정한 가산계절모형
- 열(3)은 열(2)와 동일한 설정에서 가산계절모형 대신 승법계절모형으로 추정결과임.
- 열(4), 열(5), 열(6)은 각각 열(1), 열(2), 열(3)과 대응하며, 추가적으로 생산지수를 설명변수로 설정한 모형
- 열(7), 열(8), 열(9)는 열(1), 열(2), 열(3)과 대응하며, 추가적으로 한파일수를 설명변수로 설정한 모형⁶⁾
- 열(10), 열(11), 열(12)는 한파일수와 생산지수 모두를 설명변수로 설정한 모형
- 모든 모형의 설명변수에서 통계적으로 유의미한 결과를 도출
 - 이는 본 연구에서 설정한 ARIMA모형들이 전력사용량의 변화를 적절하게 설명하는 것을 의미
 - 설명변수의 의미를 해석하면, 당월 생산지수가 증가하거나 한파일수가 증가하면 전력사용량이 증가
- [그림 2-5]는 각 모형별로 예측값을 추정하고, 실측과 비교한 추이를 비교한 그래프임.
 - 파란선은 예측한 전력사용량이며, 붉은선은 실제 전력사용량으로 유사한 추이를 보이고 있음.

6) 설명변수를 한파일수를 설정한 모형 외에도 폭염일수 및 한파일수와 폭염일수를 모두 설정한 모형도 추정하였음. 그러나 해당 변수에서 유의한 값이 보고되지 않아, 이러한 설정의 모형들은 전력사용량을 적절히 설명하지 못하는 것으로 나타났음.

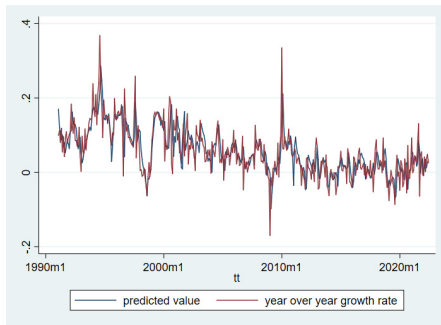
[표 2-1] 전력사용량 예측모형 추정결과

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
	pure ARIMA			ARMAX with PI			ARMAX with AC			ARMAX with PI and AC		
PI				0.214 ^{***} [0.022]	0.208 ^{***} [0.027]	0.204 ^{***} [0.024]				0.212 ^{***} [0.023]	0.207 ^{***} [0.027]	0.197 ^{***} [0.023]
AC							0.008 ^{***} [0.002]	0.006 ^{***} [0.002]	0.005 ^{***} [0.001]	0.008 ^{***} [0.002]	0.005 ^{***} [0.002]	0.005 ^{***} [0.001]
ARMA												
AR(1)	0.976 ^{***} [0.010]	0.998 ^{***} [0.002]	0.998 ^{***} [0.002]	0.980 ^{***} [0.010]	0.998 ^{***} [0.002]	0.998 ^{***} [0.002]	0.977 ^{***} [0.010]	0.998 ^{***} [0.002]	0.998 ^{***} [0.002]	0.980 ^{***} [0.009]	0.998 ^{***} [0.002]	0.998 ^{***} [0.002]
MA(1)	-0.628 ^{***} [0.035]	-0.478 ^{***} [0.034]	-0.672 ^{***} [0.030]	-0.672 ^{***} [0.034]	-0.491 ^{***} [0.034]	-0.719 ^{***} [0.028]	-0.635 ^{***} [0.035]	-0.475 ^{***} [0.034]	-0.665 ^{***} [0.030]	-0.677 ^{***} [0.034]	-0.491 ^{***} [0.034]	-0.711 ^{***} [0.028]
MA(12)		-0.421 ^{***} [0.027]			-0.401 ^{***} [0.028]			-0.425 ^{***} [0.030]			-0.403 ^{***} [0.030]	
σ	0.048 ^{***} [0.001]	0.044 ^{***} [0.001]	0.041 ^{***} [0.001]	0.044 ^{***} [0.001]	0.041 ^{***} [0.001]	0.038 ^{***} [0.001]	0.047 ^{***} [0.001]	0.043 ^{***} [0.001]	0.040 ^{***} [0.001]	0.044 ^{***} [0.001]	0.041 ^{***} [0.001]	0.037 ^{***} [0.001]
ARMA12												
L.ma			-0.607 ^{***} [0.037]			-0.580 ^{***} [0.037]			-0.633 ^{***} [0.037]			-0.598 ^{***} [0.038]
N	378	378	378	378	378	378	378	378	378	378	378	378

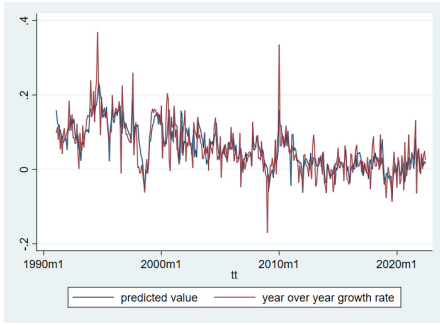
주 : *, **, ***는 각각 유의수준 10%, 5%, 1% 수준에서 통계적으로 유의함을 의미하며, 괄호는 표준오차를 나타냄.



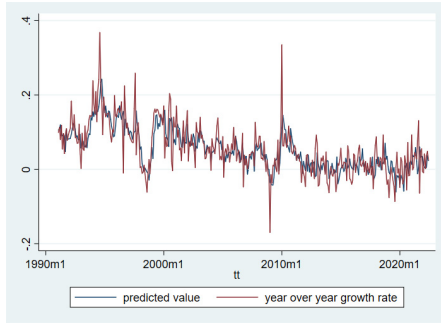
Model1



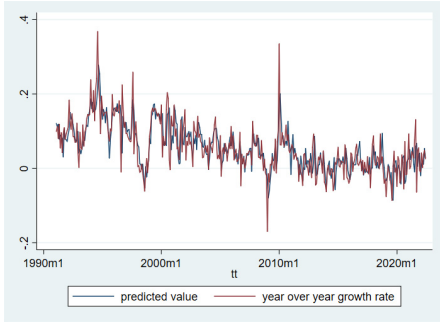
Model2



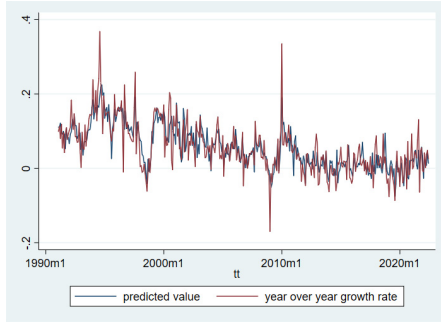
Model3



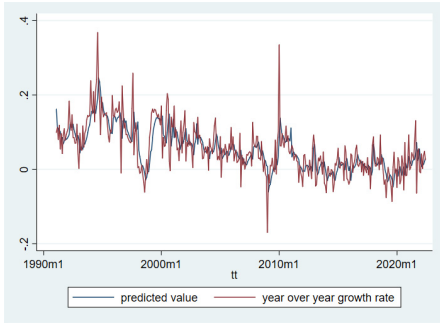
Model4



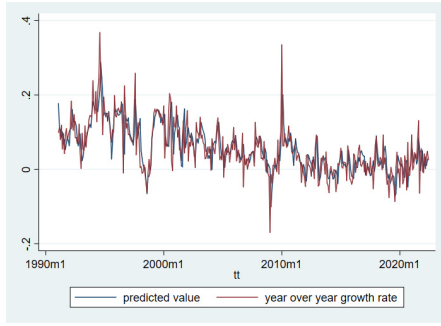
Model5



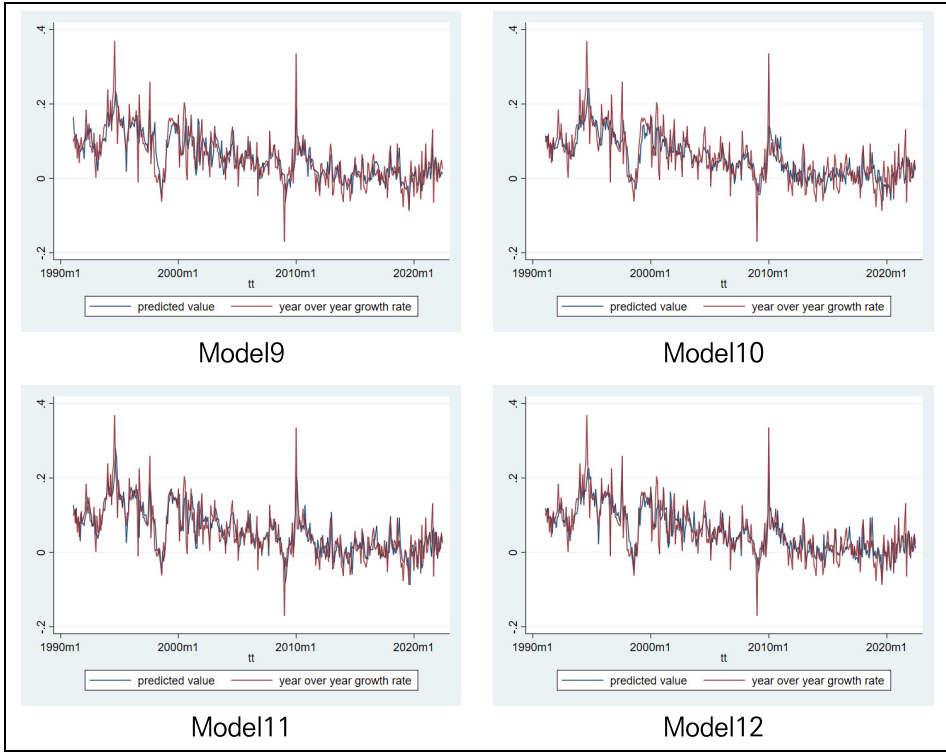
Model6



Model7



Model8



[그림 2-5] 전력사용량 실측 및 예측치 추이

5) 예측실험

- 예측된 전력사용량을 사용하여 경기종합지수를 작성하는 경우 오차가 어느 정도 발생하는지를 분석
- 구체적으로 전력사용량의 예측치를 사용하여 경기종합지수를 작성한 경우와 실측치를 사용하여 경기종합지수를 작성한 경우의 차이를 비교
- 만약 그 차이가 평균적으로 작고, 일정한 수준을 벗어나지 않는다면, 전력사용량의 예측치를 사용한 경기동행지수를 잠정치로 하여 먼저 발표하는 것도 속보성을 강화하는 효과적인 방안이 될 수 있음.
- 2021년 12월까지의 실측으로 경기동행종합지수를 작성하다가, 2022년 1월을 기점으로 실측이 아닌 예측치를 이용하여 경기동행종합지수(를) 작성하는 시나리오를 검증

7) 대전 경기동행지수 계산방법은 부록을 참조

- [표 2-2]에 예측실험 결과가 제시되어 있으며, 대부분 모형과 기간에서 실측과 예측치의 오차가 5% 이내로 보고되고 있음.
- 각 모형별 평균적인 예측의 정확도를 파악하기 위해 MAE(Mean Absolute Error), RMSE(Root Mean Squared Error) 및 RMAE(Relative Mean Absolute Error)를 제시
 - MAE, RMSE는 오차의 분산 및 제곱근을 사용함에 따라 이상치(outlier)에 민감하게 반응하는 경향이 있음(Armstrong, 2000)
 - RMAE는 이상치로 인한 요인을 어느 정도 제거하여 예측의 정확성을 제고한다는 장점이 있음.
- 식(9), (10), (11)에서 Y_t 는 실제 경기동행종합지수, \hat{Y}_t 는 예측치를 의미

[표 2-2] 경기동행지수 실측 및 모형별 예측치 비교

실측	예측치											
	Model1	Model2	Model3	Model4	Model5	Model6	Model7	Model8	Model9	Model10	Model11	Model12
2022.1 102.43	102.48 (0.051)	102.43 (0.002)	102.43 (0.004)	102.47 (0.033)	102.42 (0.016)	102.40 (0.028)	102.48 (0.042)	102.44 (0.008)	102.45 (0.018)	102.46 (0.026)	102.42 (0.011)	102.42 (0.009)
2022.2 101.92	101.93 (0.009)	101.89 (0.036)	101.90 (0.019)	101.91 (0.016)	101.86 (0.064)	101.87 (0.052)	101.92 (0.004)	101.89 (0.032)	101.92 (0.005)	101.90 (0.028)	101.86 (0.06)	101.88 (0.039)
2022.3 100.94	100.98 (0.036)	100.95 (0.008)	100.96 (0.017)	100.92 (0.017)	100.89 (0.044)	100.90 (0.041)	100.96 (0.02)	100.95 (0.009)	100.96 (0.022)	100.91 (0.032)	100.89 (0.043)	100.90 (0.034)
2022.4 100.51	100.45 (0.056)	100.48 (0.032)	100.49 (0.02)	100.40 (0.105)	100.44 (0.068)	100.45 (0.057)	100.44 (0.066)	100.47 (0.042)	100.46 (0.047)	100.39 (0.115)	100.43 (0.077)	100.43 (0.077)
2022.5 101.00	100.95 (0.049)	100.97 (0.023)	100.95 (0.046)	100.93 (0.067)	100.99 (0.007)	100.96 (0.038)	100.94 (0.056)	100.96 (0.032)	100.92 (0.07)	100.92 (0.074)	100.98 (0.017)	100.94 (0.056)
2022.6 100.85	100.78 (0.044)	100.80 (0.026)	100.75 (0.033)	100.78 (0.051)	100.82 (0.037)	100.78 (0.047)	100.78 (0.043)	100.79 (0.031)	100.74 (0.046)	100.78 (0.058)	100.81 (0.04)	100.76 (0.05)

주 : 괄호는 절대오차(%)를 의미(= $(y_t - \hat{y}_t) / y_t \times 100$)

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |Y_t - (\hat{Y}_t)| \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (10)$$

$$RMAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \quad (11)$$

- [표 2-3]을 살펴보면 모형7의 MAE, RMSE가 가장 작은 수치를 보여, 예측력이 우수한 것으로 나타남.
 - 모형7은 AR(1), MA(1) 및 생산지수를 설명변수로 설정한 모형임.
- 그 뒤로 모형10의 예측력이 우수한 것으로 나타났는데, RMAE는 가장 낮고, MAE, RMSE는 두 번째로 낮은 것으로 나타남.
 - 모형10은 AR(1), MA(1)과 생산지수와 한파일수를 설명변수로 설정
- 전반적으로 승법계절모형의 예측력이 저조한 것으로 나타남.
 - 승법계절모형인 모형3, 모형6, 모형9, 모형12는 해당 설정 중에 가장 낮은 예측력을 보이고 있음.
- 전반적으로 계절모형이 예측력이 낮은 이유는, 종속변수인 전력사용량의 변화율이 전년의 실적을 감하여 계산되기 때문에, 이 과정에서 계절성의 상당 부분이 통제되는 것으로 추측
 - AR(1)과 MA(1)만을 설정한 모형1, 모형4, 모형7, 모형10은 해당 설정 중에 가장 높은 예측력을 보이고 있음.

[표 2-3] 경기동행지수 예측모형별 예측평가

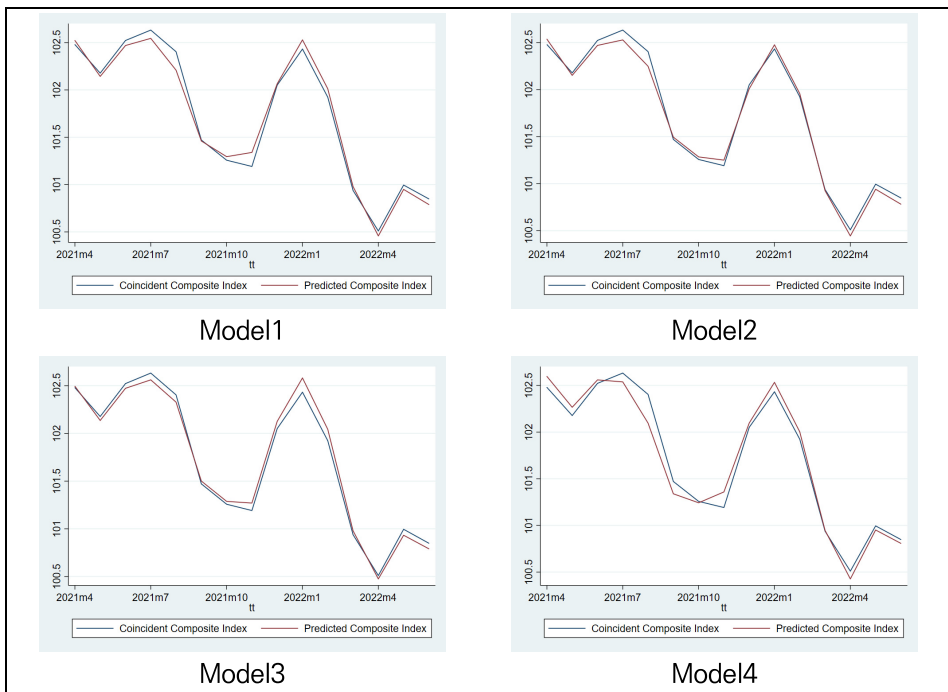
(단위 : %)

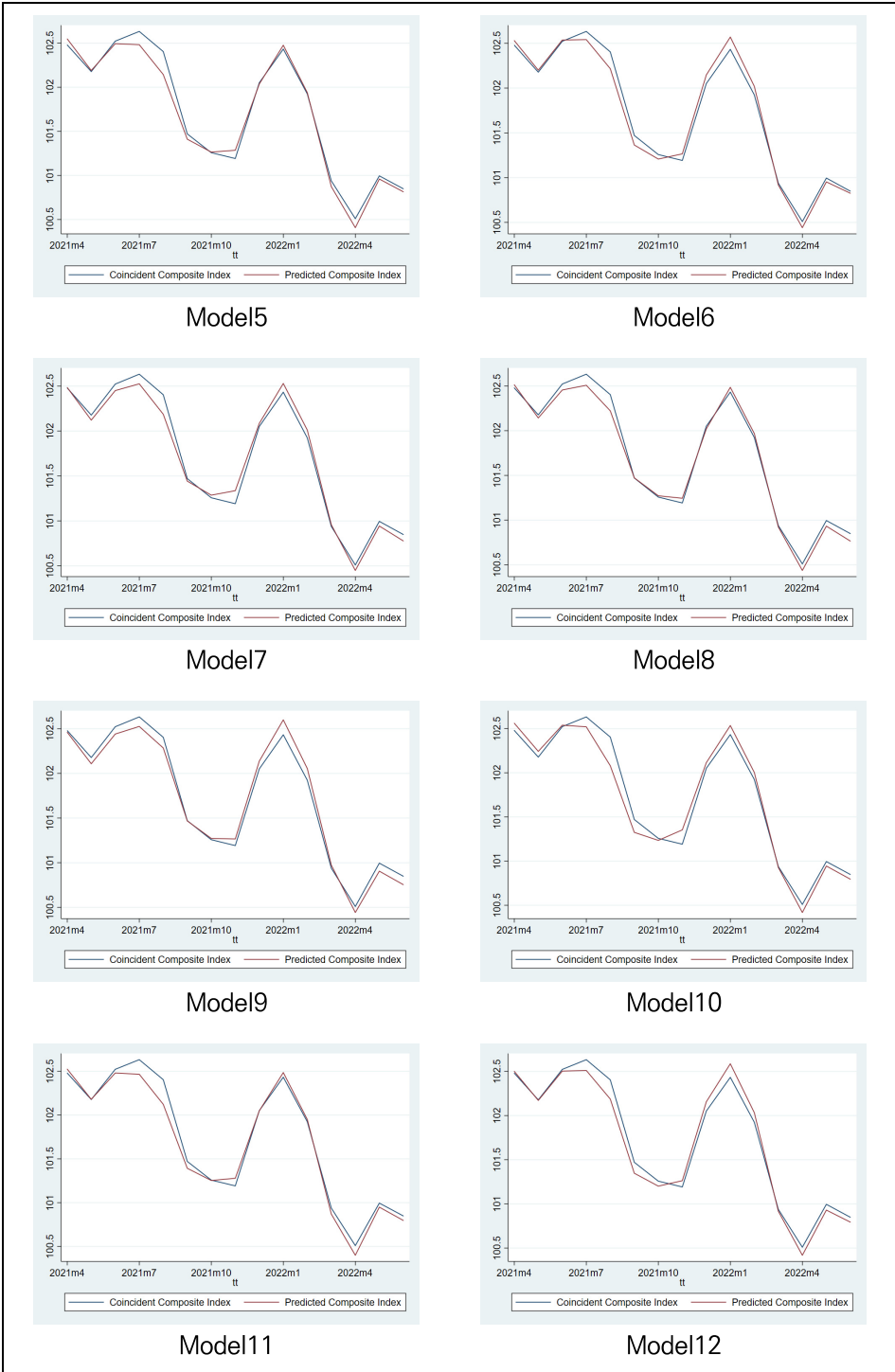
구분	MAE		RMSE		RMAE	
	값	순위	값	순위	값	순위
Model1	8.358	3	1.155	3	0.132	3
Model2	12.665	7	1.693	7	0.221	7
Model3	26.789	12	3.617	12	0.487	12

구분	MAE	순위	RMSE	순위	RMAE	순위
Model4	8.606	4	1.188	4	0.134	4
Model5	13.276	8	1.770	8	0.232	8
Model6	24.561	11	3.294	11	0.444	11
Model7	7.855	1	1.012	1	0.121	2
Model8	9.409	5	1.265	5	0.159	5
Model9	20.467	10	2.753	10	0.369	10
Model10	8.044	2	1.050	2	0.121	1
Model11	10.106	6	1.357	6	0.172	6
Model12	19.297	9	2.577	9	0.345	9

○ [그림 2-6]은 전력사용량의 예측치로 계산한 경기동행종합지수와 실측으로 계산한 그것의 추이를 그리고 있음.

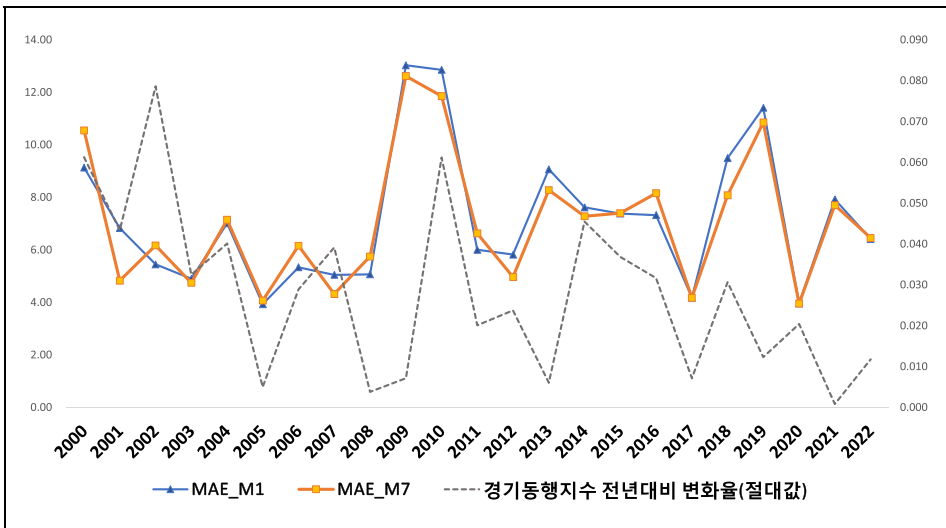
- 모든 모형에서 예측치는 실측으로 계산한 경기동행종합지수와 거의 유사한 추이를 보이고 있음.





[그림 2-6] 경기동행지수 실측 및 모형별 예측치 추이

- [그림 2-7]에는 기간별 예측오차의 변화 추이를 제시
 - 전기간에 걸쳐 전력사용량 예측치를 이용한 경기동행종합지수와 실측을 비교
- 2003년 이후 전년대비 경기동행종합지수의 오차가 커질수록 예측오차도 커지는 경향을 보임.
 - 전년대비 경기동행종합지수의 절대적인 변화율이 클수록, 예측오차도 커지는 경향
 - ARIMA는 기본적으로 과거의 패턴으로 미래를 예측하기 때문에, 과거 추세에서 벗어나는 변동이 있는 해에는 예측력이 떨어지는 한계



[그림 2-7] 경기동행종합지수 실측 및 모형별 예측치 추이

2. Nowcasting기법을 활용한 실시간 예측

1) 개요

- 앞선 분석을 통해 전력사용량을 예측치로 사용하여도 여전히 대전 경기 동행지수는 1개월의 공표시차 존재
- 만약 경기동행지수 자체를 예측하는 모형을 활용하거나, 전력사용량 외 나머지 6개의 구성지표도 실측이 아닌 예측치를 활용한다면 공표시차를 획기적으로 감축시킬 수 있음.
- 이와 같이 통계자료의 공표시차 등으로 인해 그 시점에는 불완전한 데이터셋을 이용하여 현재의 경기상황을 정확하게 추정하는 방법을 실시간 예측(Nowcasting)이라고 부름.
- 본 절에서는 동태요인모형(Dynamic Factor Model)을 통해 대전 경기 동행지수를 공표시차 없이 당월에 공표하는 방안을 제시

2) 관련연구

- 동태요인모형은 대규모의 불균형 데이터셋을 처리할 수 있다는 점에서 GDP의 예측(Forecasting) 및 실시간 예측(Nowcasting)에 광범위하게 사용
- Stock and Watson(2002), Forni et al.(2002), Giannone, Reichilin and Small(2008)은 요인모형을 사용하여 예측(Forecasting) 및 실시간 예측(Nowcasting)을 수행
- Aruoba., Diebold and Scotti(2009), Aruoba and Diebold(2010)는 서로 다른 공표시점을 가진 데이터를 활용
- Barnett, Chauvet and Leiva-Leon(2016)은 디비아(Divisia)지수를 명목 GDP 실시간 예측(Nowcasting)의 예측변수 중 하나로 사용하여 여러 단변량 및 다변량 모형의 예측력을 살펴봄
- Yiu and Chow(2011)는 중국의 분기 GDP를 실시간 예측한 연구를 수행했는데, Giannone, Reichilin and Small(2008)이 제안한 동태

요인모형을 활용하여 189개의 시계열을 사용하여 중국 GDP를 예측

- 이들의 연구에서는 Bai and Ng(2002)의 기준을 사용하여 공통요인의 수를 결정함
- 식별된 모형이 랜덤워크 벤치마크(Random Walk Benchmark)보다 더 작은 평균 제곱 예측오차로 중국 GDP에 대한 더욱 정확한 표본 외의 예측을 하는 것으로 나타남
- 또한 이자율이 중국 현 분기 GDP의 추정에 가장 중요한 블록이며, 소비자 및 소매 물가 데이터, 그리고 고정 자산 투자 지수 역시 중요한 것으로 나타남

○ Matheson(2010)은 Giannone, Reichlin and Small(2008)이 2008년에 제안한 매개변수 모형을 사용하여 분기별 데이터의 불균형 패널로 뉴질랜드의 GDP 성장을 추정함

- 대략 2,000개의 시계열 자료를 21개의 블록으로 구분하여 분기별 21개의 다른 요인모형으로 예측함
- 통계적으로 최적의 동태요인 개수는 Bai and Ng(2002) 기준을 사용하는 경우 2개, ad-hoc 기준을 사용하는 경우 4개이며, 동태요인모형의 예측력은 중앙은행의 예측과 유사한 정확도를 가지는 것으로 나타남
- 속보성이 높은 설문 자료는 실질 GDP 성장에 대한 요인모형 예측을 결정하는데 중요한 역할

○ Angelini et al.(2011)은 유럽의 현재 분기 GDP의 초기 추정치 계산을 위해 월별 데이터를 활용한 모형을 활용

- 이들은 전통적 방법과 Giannone et al.(2008)이 제안한 방법을 비교하였으며, 이 방법은 공표 시차가 있는 월별 시계열의 대규모 패널자료에서 추출한 공통요인에 대한 회귀를 통해 분기별 GDP를 월별 데이터와 연계(bridge)하는 방식임
- 이들은 공통요인을 통한 연계가 전통적인 연계방정식보다 더 정확한 추정 결과를 가지며, 설문 자료와 연성 정보(Soft Information)가 실시간 예측(Nowcasting)에 중요 영향을 미치는 것을 제시

- Banbura and Modugno(2010)는 결측 데이터의 임의 패턴이 있는 데이터셋에 대해 공통요인모형을 적용
 - 이는 데이터가 완전한 것처럼 만들어 기대 단계(Expectation Step)에서 결측 데이터를 채우는 방법이며, 이러한 접근법은 데이터 가용성의 임의 패턴이 있는 데이터셋을 효율적으로 처리하므로 많은 시계열 자료를 축적한 최근 경제에 적합할 수 있음
 - 또한 이들 연구는 통계 데이터의 공표로부터 모형 기반의 뉴스(news: 경제변수의 관측치와 기존 예측치의 차이)를 추출하는 방법을 보여주고, 뉴스와 예측 검토 결과 간의 관계를 도출함

3) 동태요인모형

- 동태요인모형은 다수의 경제지표 사이에 공통적 요인이 존재하고, 이러한 요인들이 경기 또는 종합적인 경제상황을 나타내는 지표와 연관이 있다는 논리로 여러 경제분석에 활용(김치호, 김현정, 2016)
 - 동태요인모형은 여러 경제변수들 간의 공통요인(common factor)을 추출하고, 이를 이용하여 경제변수를 예측
- 동태요인모형은 거대한 패널 데이터셋에 두 개의 직교하는 요소가 있다고 가정
 - 하나는 모든 시계열이 동조되어 움직이는 요인으로, 공통요인의 선형 결합으로 표현되며, 다른 하나는 개별 시계열의 고유 요소
- 동태요인모형의 공통요인은 AR(1)의 프로세스를 따른다고 가정
- 동태요인모형은 상태공간모형(state space model)의 구조를 가지며, 총 N 개의 변수($y_{i,t}, i = 1, \dots, N$)들의 공통적인 움직임을 설명하는 관측되지 않는 공통요인(unobservable factor, f_t)을 가정하여 다음과 같이 나타낼 수 있음.⁸⁾

$$y_{i,t} = \mu_i + \lambda_i f_t + \zeta_{i,t}, \quad i = 1, \dots, N \quad (12)$$

8) 동태요인모형은 박성근·이은희(2021)를 참조하여 작성

$$f_t = \alpha f_{t-1} + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2) \quad (13)$$

$$\zeta_{i,t} = \beta_i \zeta_{i,t-1} + \varepsilon_{i,t}, \quad \varepsilon_{i,t} \sim N(0, \sigma_{\varepsilon_i}^2), i = 1, \dots, N \quad (14)$$

- 식(12)는 관측방정식(measurement equation), 식(13)과 (14)는 이행 방정식(transition equation)
- 여기서 $(\zeta_{1,t}, \dots, \zeta_{N,t})$ 는 개별 변수들이 공통요인(f_t)으로 설명되지 않는 고유오차(idiosyncratic errors)
- 공통요인은 칼만필터링을 통해 업데이트되며, 공통요인과 고유오차는 다음의 AR(1) 프로세스를 따른다고 가정

$$f_t = \alpha f_{t-1} + u_t, \quad u_t \sim N(0, \sigma_u^2) \quad (15)$$

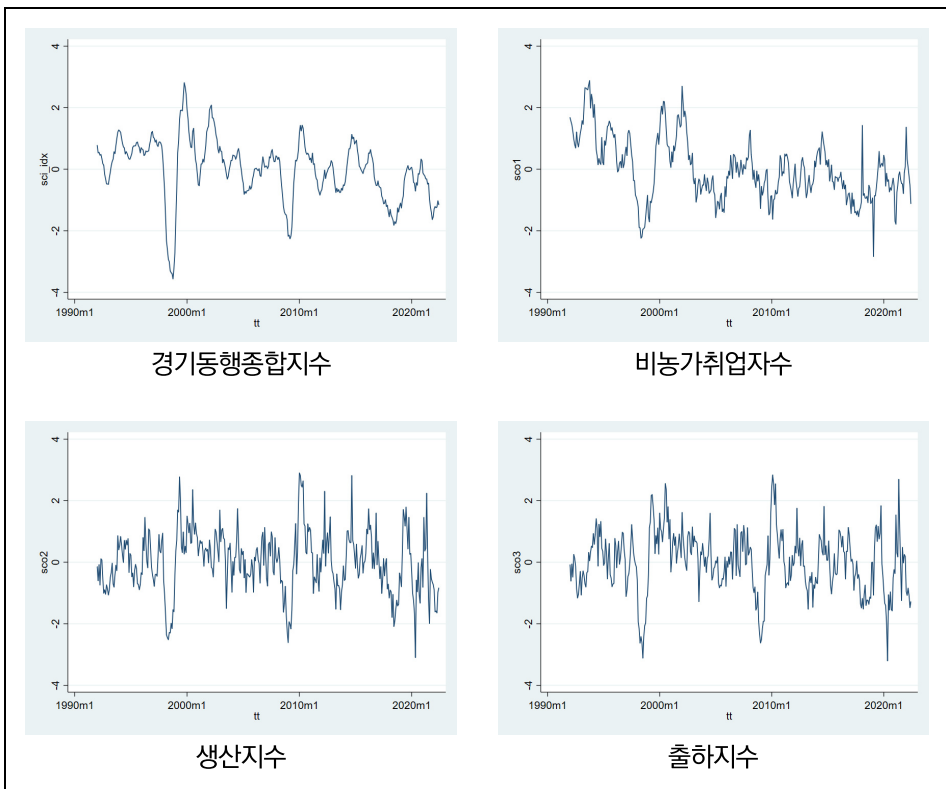
$$\zeta_{i,t} = \beta_i \zeta_{i,t-1} + \varepsilon_{i,t}, \quad \varepsilon_{i,t} \sim N(0, \sigma_{\varepsilon_i}^2), i = 1, \dots, N \quad (16)$$

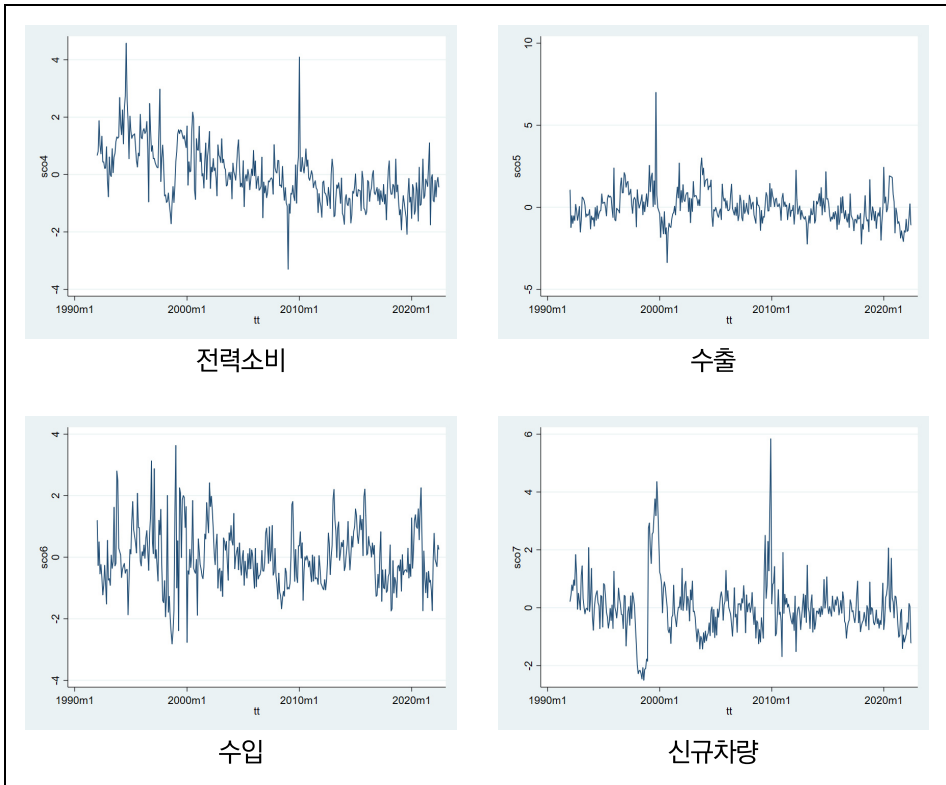
- Giannone & Reichin(2007)이 제안한 2단계 절차를 거쳐 추정
 - 1단계 : 식(12)의 주성분 분석을 통해 공통요인(f_t)을 추출한 후 선형 회귀모형으로 상수항(μ_i), 요인계수(λ_i), 그리고 잔차항($\zeta_{i,t}$)의 분산행렬 (Σ_ζ)을 추정
 - 2단계 : 1단계에서 추정된 모수값을 이용하여, 공통요인을 관측 불가능한 변수로 하는 상태공간모형으로 설정하고, 이 상태공간모형에 칼만 필터를 적용하여 공통요인 추정치, \hat{f}_t 를 다시 계산
 - 추정은 일반적으로 상태공간모형에 적용하는 추정방법인 MLE(Maximum likelihood method) 사용⁹⁾
- 한편 λ_i 는 공통요인과 i 변수의 관계를 의미하며, 추정계수가 음수면 공통요인과 역의 관계를, 양이면 양의 관계를 의미

9) 칼만필터를 통해 계산되는 예측오차의 조건부평균과 분산을 이용하여 최대우도함수를 구성하고, 이를 최적화하는 최우수추정량을 도출함. 상태공간모형의 칼만필터 추정에 대한 구체적인 방법은 김명직·장국현(1998) pp.300을 참조

4) 데이터

- 경기동행종합지수 및 이를 구성하는 7개 지표로 구성되는 시계열 자료를 구성하고, 각각의 변수가 안정적인 시계열이 되도록 전년 동기대비 증가율로 변환하며, 분석기간의 평균과 표준편차로 표준화한 데이터를 적용 - 따라서 식(12)에서 평균이 0인 표준화된 계열에 λ_i 가 곱해지는 형태이기 때문에 추정치 절댓값이 클수록(작을수록) 공통요인 변화에 따른 각 변수의 예측치 변화도 커짐.
- [그림 2-8]에 각 변수별 표준화된 추이가 제시되어 있으며, 정상시계열의 양상을 보이고 있으며, 단위근 검정결과 모든 변수에서 단위근의 존재를 확인하지 못함.





[그림 2-8] 표준화된 지표별 추이

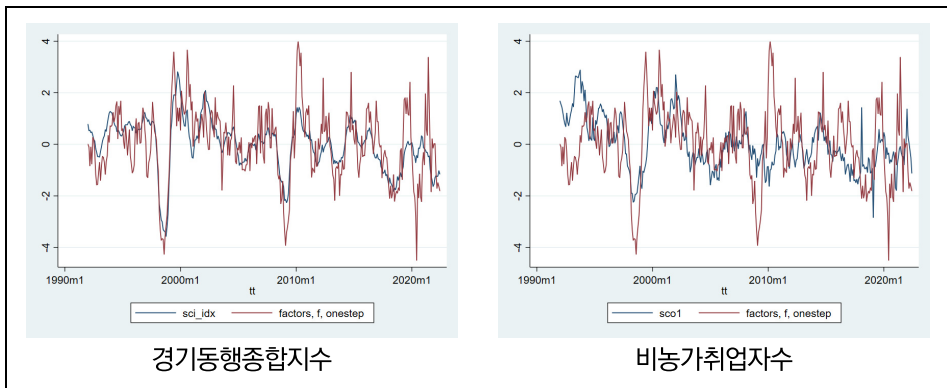
5) 추정결과

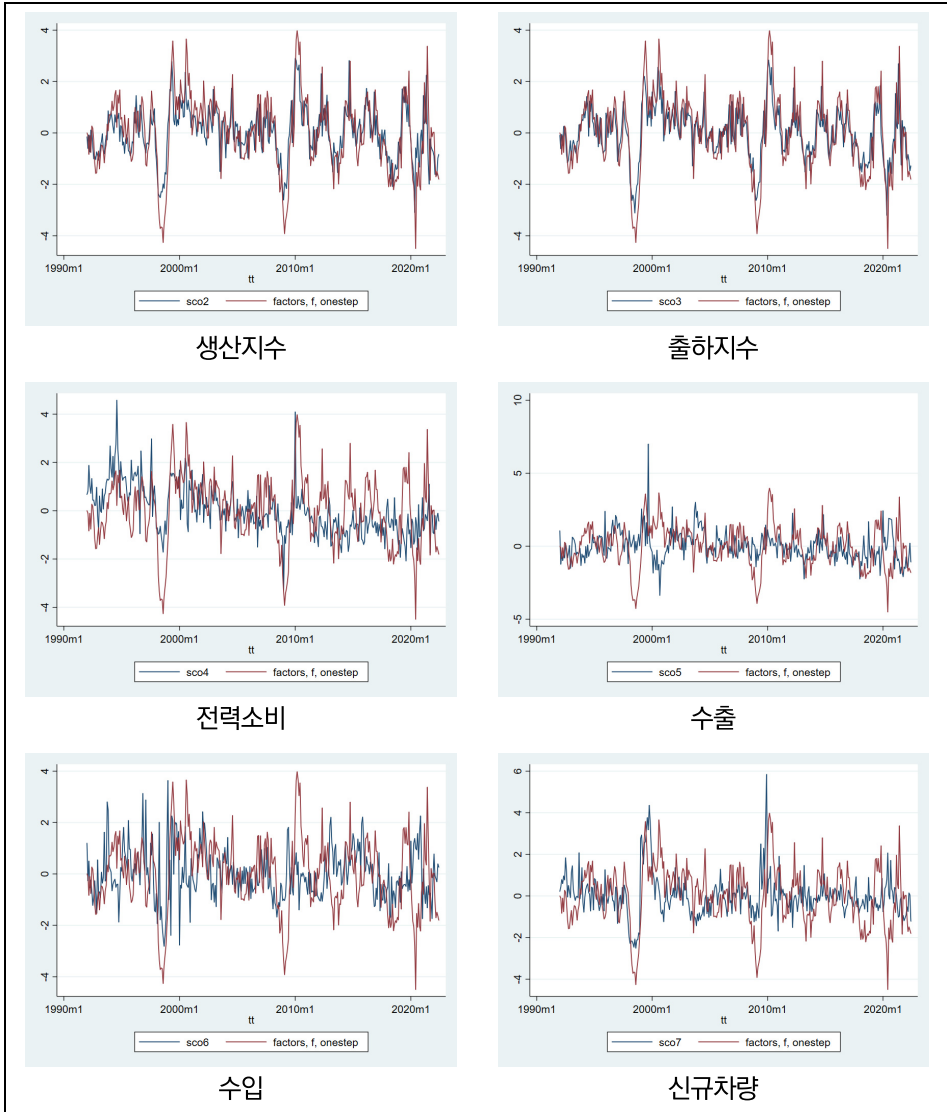
- 동태요인모형 추정결과, 모든 지표가 공통요인 간 유의미한 관계를 가지고 있는 것으로 나타남.
- 공통요인의 영향 크기를 나타내는 λ_i 의 결과를 살펴보면, 생산지수와 출하지수가 공통요인 변화에 따라 예측치 변화도 큰 것으로 나타남.
- 공통요인 변화에 가장 덜 민감한 변수는 비농가취업자수, 수출, 수입 순으로 나타남.

[표 2-4] 동태요인모형 추정결과

	λ_i	β_i
경기종합동행지수	0.095*** [0.012]	0.969*** [0.012]
비농가취업자수	0.054** [0.024]	0.903*** [0.023]
생산지수	0.543*** [0.027]	0.413*** [0.066]
출하지수	0.559*** [0.026]	-0.071 [0.176]
전력소비	0.146*** [0.040]	0.615*** [0.043]
수출	0.072* [0.041]	0.469*** [0.046]
수입	0.078* [0.041]	0.455*** [0.047]
신규차량	0.138*** [0.040]	0.607*** [0.042]
α		0.819*** [0.031]
Obs.	336	

주 : *, **, ***는 각각 유의수준 10%, 5%, 1% 수준에서 통계적으로 유의함을 의미하며 괄호는 표준오차를 나타냄.





[그림 2-9] 공통요인추세

6) 예측실험

- 모형에서의 공통요인은 변수들이 바뀔 때마다 수정되며 자기회귀모형을 따르는 시스템 특성상 다음 기에 대한 예측치 도출이 수월
- 변수가 업데이트되거나, 변수의 수치가 잠정치에서 확정치 등으로 갱신 될 때마다 공통요인 추정치도 따라 변화(박성근, 이은희, 2021)

- 동태요인의 예측력을 평가하기 위해 비교모형으로 ARIMA(1,0,1)를 추정하고 예측치를 비교
- 예측실험은 당월에 당월의 경기종합동행지수를 보고하는 시나리오를 상정함.
- 당월(t) 공표를 위해 해당 시점에 사용할 수 있는 변수별 시차는 다음과 같음.
 - 즉 동태요인분석의 예측에 t 월에 갱신되는 변수는 $t-2$ 의 동행종합지수 및 전력사용량, $t-1$ 의 산업생산지수, 생산자출하지수, 수출액, 수입액 및 신규차량등록대수임.
 - 동태요인모형의 경우 갱신되는 모든 변수의 정보를 이용하여, 당월의 동행종합지수를 예측
 - ARIMA의 경우 자신의 과거변수를 이용하여 현재를 예측하는 시스템이므로, $t-2$ 기의 동행종합지수만을 이용, 즉 $t-2$ 기의 실측과 계수를 이용하여 동태적 예측(dynamic prediction)

[표 2-5] t 기의 동행종합지수 예측을 위해 가용한 변수 정보

	DFM	ARIMA(1,0,1)
동행종합지수	$t-2$	$t-2$
비농가취업자수	$t-1$	-
산업생산지수	$t-1$	-
생산자출하지수	$t-1$	-
전력사용량	$t-2$	-
수출액(실질)	$t-1$	-
수입액(실질)	$t-1$	-
신규차량등록대수	$t-1$	-

- 다양한 예측력 평가지표를 통해 분석한 결과 동태요인모형의 예측오차가 상대적으로 낮게 나타나, 예측력이 우수한 결과를 보임.

- 다만 앞선 전기를 예측하는 전력사용량 예측모형의 결과보다 전반적으로 예측력이 하락
- 실시간 예측의 경우 구성지표 중에서 활용할 수 있는 실측이 없으므로 나타나는 현상

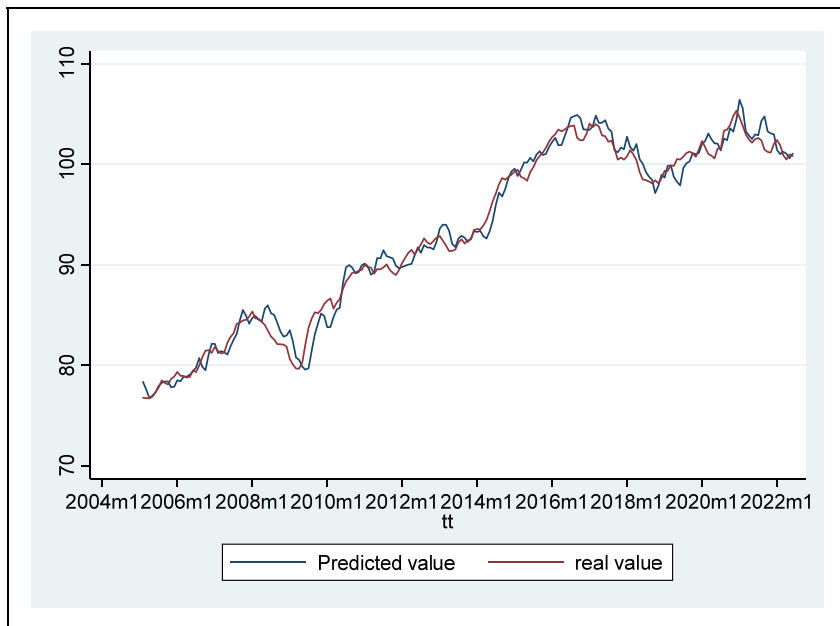
[표 2-6] 예측평가

(단위 : %)

	DFM	ARIMA
MAE	87.89	109.4
RMSE	117.48	147.83
RMAE	1.15	1.44

○ 동태요인모형을 통한 당월 예측치와 실측의 추이가 다음의 그림에 제시되어 있음.

- 예측치와 실측이 거의 유사한 추이를 보이고 있음.



[그림 2-10] 예측치와 실측 추이

[표 2-7] 시점별 예측치와 실측 비교

시간	경기동행종합지수	예측치	절대오차(%)
2021m1	104.69	106.44	1.67
2021m2	103.86	105.60	1.68
2021m3	103.00	103.32	0.31
2021m4	102.48	102.88	0.39
2021m5	102.18	102.55	0.36
2021m6	102.52	103.01	0.47
2021m7	102.63	102.91	0.27
2021m8	102.40	104.36	1.91
2021m9	101.47	104.78	3.26
2021m10	101.26	103.30	2.01
2021m11	101.19	103.10	1.89
2021m12	102.05	103.00	0.93
2022m1	102.43	101.45	0.96
2022m2	101.92	101.03	0.87
2022m3	100.94	101.27	0.33
2022m4	100.51	101.07	0.56
2022m5	101.00	100.63	0.36
2022m6	100.85	101.07	0.22

결론

1. 주요 결과
2. 연구 한계

3장 결론

1. 주요 결과

- 본 연구는 대전 경기동행종합지수의 속보성 강화를 위한 방안을 제시
 - 현재 대전 경기동행종합지수의 공표시차는 2개월로, 이번 달 실적이 익익월에 공표
- 공표시차를 2개월에서 1개월로 단축하는 시나리오와 공표시차 없이 당월 실적을 당월에 공표하는 시나리오를 설정하고 각각에 부합하는 예측모형을 활용하여 분석
- 첫 번째 시나리오의 경우 ARIMA모형을 통해 전력사용량 예측모형을 추정하고, 이를 통한 예측치를 활용하여 경기종합지수를 계산
 - 구성지표 중 전력사용량만 공표시차가 2개월이며, 나머지 지표는 1개월이기 때문에, 전력사용량 문제만 해결되면 경기종합지수의 공표시차가 1개월로 단축
 - 가장 예측력이 높은 모형의 경우 절대오차가 0.132%에 불과하여 높은 정확도를 보여줌.
 - 나머지 6개 구성지표는 실측치를 사용하기 때문에 경제가 급변하는 시점에서도 안정적인 오차를 제시할 수 있음
- 두 번째 시나리오에서는 당월 실적을 당월에 공표(nowcasting)하기 위해 동적요인모형을 활용
 - 분석결과 동적요인모형의 예측력이 통상의 ARIMA모형보다 우수한 것으로 분석
 - 다만 시나리오1의 전력사용량 예측모형의 결과보다 전반적으로 예측력이 하락
 - 시나리오1에서는 6개 구성지표의 실측을 활용할 수 있는 반면 실시간

예측의 경우 구성지표 중에서 활용할 수 있는 실측이 없으므로 전반적으로 예측력이 하락

- 당월 실적을 당월에 공표하는 nowcasting의 경우 동적요인모형의 예측력이 ARIMA모형보다 우수한 것으로 분석
 - 이 경우 나머지 6개 구성지표는 실측치를 사용하기 때문에 경제가 급변하는 시점에서 안정적 오차를 제시할 수 있음.

2. 연구 한계

- 동태요인모형의 장점은 많은 변수를 모형에 포함시킬 수 있다는 것인데, 본 연구에서는 경기종합동행지수 등 7개 지표만을 활용하여 모형의 장점을 충분히 활용하지 못함.
 - 요인모형은 본래 가능한 많은 변수들을 포함하도록 설계되어 있지만 선행연구들의 주장처럼 적절한 변수들을 선정하는 것이 중요하며 어떤 변수들을 포함할 것인지 그 자체도 중요한 연구 주제(박성근·이성경, 2021)
- 향후 구성지표 외에 대전경기와 관련된 여러 지표를 동태요인모형에 포함하여 예측력을 향상시키는 추가적 연구 필요
- 경기종합지수의 속보성을 확보한다고 해도, 실제 경기상황을 경기종합지수가 잘 대표하는지는 다른 차원의 문제
- 현재 대전경기종합지수는 2000년 이후 개편 없이 작성되고 있는데, 현재의 지역경제 상황이 과거와 다른 만큼 지표의 대표성에 대해서도 검토가 필요하며 이를 향후 연구과제로 남겨둠.

참고문헌

- 김명직·장국현(2002), 금융시계열분석, 제2판, 경문사.
- 김치호·김현정(2016), “GDP 성장률의 Nowcasting에 관한 연구”, 「국민계정리뷰」, 16(2), 한국은행.
- 민인식·최필선(2014), 시계열 데이터 분석 STATA: Time Series Data Analysis, 지필미디어.
- 박성근·이성경(2022), “제조업 생산지수의 당기예측에 관한 연구”, 산업연구원
- Angelini, E., G. Camba-Mendez, D. Giannone, L. Reichlin and G. Rünstler (2011), Short-term forecasts of euro area GDP growth, *The Econometrics Journal*, Volume 14, Issue 1, 1 February 2011, Pages C25-C44.
- Armstrong, J. S., Collopy F. (2000), “Another Error Measure for Selection of the Best Forecasting Method: The Unbiased Absolute Percentage Error”, *International Journal of Forecasting*, 8(2), pp. 69-80.
- Aruoba, S. B., & Diebold, F. X.(2010), Real-time macroeconomic monitoring: Real activity, inflation, and interactions, *American Economic Review*, 100(2), 20-24.
- Aruoba, S. B., Diebold, F. X., & Scotti, C.(2009), Real-time measurement of business conditions. *Journal of Business & Economic Statistics*, 27(4), 417-427.
- Bai, J., & Ng, S.(2002), Determining the number of factors in approximate factor models. *Econometrica*, 70(1), 191-221.
- Bañbura, M., and M. Modugno(2010), Maximum likelihood estimation of factor models on data sets with arbitrary pattern of missing data, *Journal of Applied Econometrics* 29 (1): 133-160.
- Barnett, W. A., Chauvet, M., & Leiva-Leon, D.(2016), Real-time nowcasting of nominal GDP with structural breaks. *Journal of Econometrics*, 191(2), 312-324.
- Box, G. E. P., G. M. Jenkins, and G. C. Reinsel. (2008). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 4th ed. Hoboken, NJ: Wiley.
- Forni, M., M. Hallin, M. Lippi, and L. Reichlin.(2002), “The Generalized Dynamic Factor Model One-Sided Estimation and Forecasting.”, *Journal of the American Stastical Association* 100(471): 830-840.
- Giannone, D., Reichlin, L., & Small, D.(2008), Nowcasting: The real-time

- informational content of macroeconomic data. *Journal of monetary economics*, 55(4), 665-676.
- Matheson, T. D.(2010), An analysis of the informational content of New Zealand data releases: The importance of business opinion surveys. *Economic Modelling*, 27(1), 304-314.
- Stock, J. H., & Watson, M. W.(2002). Forecasting using principal components from a large number of predictors. *Journal of the American statistical association*, 97(460), 1167-1179.
- Tang, B., Yemba, B., & Chang, D. (2020). Divisia monetary aggregates and US GDP nowcasting. *Applied Economics*, 52(32), 3538-3554.
- Yiu, Matthew S. and Chow, Kenneth K.,(2011), Nowcasting Chinese GDP: Information Content of Economic and Financial Data, Working Papers, Hong Kong Institute for Monetary Research, No 042011.

1. 전력예측모형 상세표
2. 전국 및 타지역 경기종합지수 현황
3. 대전 경기동행종합지수 작성방법

부록

부록 1. 전력예측모형 상세표

[부록표 1-1] MAE모형 전력예측 결과

(단위 : %)

y	MAE_1	MAE_2	MAE_3	MAE_4	MAE_5	MAE_6
1989	30.82	46.12	85.43	31.20	47.51	79.17
1990	28.86	45.65	88.79	29.27	47.17	81.92
1991	6.44	23.90	62.27	6.45	26.04	56.86
1992	3.61	19.57	57.02	4.12	22.22	52.49
1993	5.51	21.25	58.50	5.44	22.88	52.35
1994	9.55	20.33	57.06	9.98	21.95	52.06
1995	4.03	18.40	48.12	4.27	20.47	43.38
1996	5.62	16.44	45.17	5.33	17.55	39.85
1997	5.69	14.05	40.52	4.42	14.92	35.46
1998	7.84	10.37	29.72	4.85	11.90	27.28
1999	10.10	14.87	41.00	7.78	15.53	35.79
2000	9.14	13.63	32.09	9.22	13.05	26.71
2001	6.82	11.89	29.06	7.07	12.82	25.57
2002	5.44	11.08	26.47	5.50	10.75	22.58
2003	4.90	8.66	20.95	3.18	7.83	18.36
2004	7.01	8.14	19.39	5.32	9.04	16.88
2005	3.93	7.92	16.92	3.80	9.16	15.63
2006	5.34	4.43	11.22	6.33	4.99	8.49
2007	5.05	7.56	15.13	3.57	7.73	12.59
2008	5.06	2.90	6.16	4.24	4.24	7.67
2009	13.03	11.65	17.12	10.53	9.42	11.32
2010	12.85	8.70	9.72	12.81	9.26	8.70
2011	6.00	5.95	7.59	6.46	4.30	5.05
2012	5.81	7.37	6.60	6.95	6.34	6.66
2013	9.07	6.72	6.29	9.41	6.89	6.38
2014	7.62	6.27	7.90	11.37	6.14	9.05
2015	7.38	4.76	4.99	8.40	5.07	6.91
2016	7.32	8.56	9.03	8.66	9.13	9.40
2017	4.18	5.72	4.78	5.14	6.75	6.77
2018	9.49	8.53	7.43	10.61	9.68	9.91
2019	11.41	8.07	9.96	17.85	7.99	14.02
2020	3.96	6.80	6.42	6.64	6.77	7.90
2021	7.92	5.74	4.72	9.15	6.78	6.39
2022	6.41	4.57	7.76	5.95	4.94	6.47
Total	8.36	12.66	26.79	8.61	13.28	24.56

[부록표 1-1] MAE모형 전력예측 결과(계속)

(단위 : %)

y	MAE_7	MAE_8	MAE_9	MAE_10	MAE_11	MAE_12
1989	21.43	36.05	68.24	22.68	38.00	64.69
1990	18.56	34.60	69.93	19.92	36.74	66.03
1991	8.22	14.17	45.47	6.79	16.89	42.78
1992	6.10	10.35	40.91	4.35	13.56	38.94
1993	4.57	12.14	42.55	4.17	14.35	39.09
1994	6.21	13.08	42.24	6.18	14.82	39.64
1995	8.15	10.53	34.61	7.65	13.07	32.08
1996	4.43	10.25	32.65	4.68	11.54	29.46
1997	8.43	7.34	28.87	7.11	8.64	25.80
1998	11.17	7.72	19.38	8.02	6.83	18.55
1999	7.00	9.05	30.46	4.80	10.10	27.22
2000	10.55	10.18	23.00	10.96	9.93	19.34
2001	4.82	7.77	21.01	5.07	8.95	18.90
2002	6.17	7.47	19.10	6.07	7.25	16.54
2003	4.74	6.95	14.54	4.04	5.03	13.03
2004	7.15	6.12	13.76	5.07	6.78	12.27
2005	4.06	5.10	12.21	3.80	6.50	11.69
2006	6.15	3.40	7.31	7.23	4.02	5.59
2007	4.32	5.52	11.57	3.01	5.85	9.79
2008	5.75	2.76	4.01	4.67	3.54	5.52
2009	12.62	11.04	15.84	10.71	9.18	10.81
2010	11.85	8.21	8.50	11.85	8.79	7.79
2011	6.62	4.00	4.69	7.71	3.40	3.88
2012	4.97	5.95	5.58	6.35	5.90	6.25
2013	8.28	6.97	6.39	7.96	7.42	6.40
2014	7.28	6.68	9.02	11.20	6.41	8.89
2015	7.40	4.98	4.12	8.16	4.83	6.02
2016	8.16	8.63	10.19	9.40	9.18	10.56
2017	4.17	6.01	6.19	4.90	6.76	7.77
2018	8.08	8.69	6.38	9.55	9.97	10.07
2019	10.85	8.44	9.72	17.24	8.51	12.46
2020	3.95	7.02	7.12	6.49	6.41	7.60
2021	7.70	5.26	5.22	8.46	6.42	6.88
2022	6.45	5.55	9.73	6.46	5.92	8.25
Total	7.85	9.41	20.47	8.04	10.11	19.30

[부록표 1-2] RMSE모형 전력예측 결과

(단위 : %)

y	RMSE_1	RMSE_2	RMSE_3	RMSE_4	RMSE_5	RMSE_6
1989	9.51	21.29	73.05	9.74	22.59	62.73
1990	8.50	20.99	78.93	8.74	22.39	67.20
1991	1.01	6.40	39.90	1.09	7.42	33.33
1992	0.22	3.99	32.82	0.31	5.09	27.82
1993	0.37	4.60	34.37	0.37	5.31	27.53
1994	1.18	4.84	33.41	1.22	5.56	27.97
1995	0.27	3.45	23.19	0.35	4.27	18.87
1996	0.45	3.10	20.77	0.44	3.54	16.26
1997	0.58	2.23	16.67	0.43	2.45	12.74
1998	0.78	1.41	9.45	0.34	1.58	7.64
1999	1.56	2.30	17.08	0.83	2.50	12.94
2000	1.28	2.57	11.81	1.25	2.44	8.43
2001	0.55	1.96	8.84	0.64	2.23	7.01
2002	0.54	1.68	7.83	0.46	1.66	5.88
2003	0.31	1.17	5.41	0.12	0.97	3.99
2004	0.80	0.95	4.19	0.46	1.09	3.25
2005	0.25	0.74	2.97	0.24	1.01	2.56
2006	0.33	0.31	1.43	0.48	0.32	0.91
2007	0.37	0.65	2.43	0.23	0.64	1.68
2008	0.40	0.14	0.49	0.27	0.28	0.71
2009	2.24	1.85	3.27	1.50	1.43	1.82
2010	3.20	1.65	2.00	2.28	1.40	1.31
2011	0.48	0.53	0.61	0.67	0.32	0.39
2012	0.57	0.84	0.58	0.83	0.69	0.68
2013	1.38	0.63	0.68	1.45	0.75	0.64
2014	0.98	0.51	0.82	1.89	0.70	1.22
2015	0.89	0.35	0.35	1.18	0.41	0.56
2016	0.82	0.99	1.01	1.19	1.06	1.09
2017	0.29	0.45	0.44	0.46	0.58	0.64
2018	1.41	1.01	0.88	1.86	1.32	1.48
2019	1.69	0.96	1.27	3.68	1.12	2.35
2020	0.22	0.83	0.78	0.54	0.78	0.87
2021	0.96	0.49	0.27	1.48	0.95	0.65
2022	0.46	0.24	0.78	0.45	0.32	0.59
Total	1.33	2.86	13.09	1.41	3.13	10.85

[부록표 1-2] RMSE모형 전력예측 결과(계속)

(단위 : %)

y	RMSE_7	RMSE_8	RMSE_9	RMSE_10	RMSE_11	RMSE_12
1989	4.60	13.01	46.61	5.15	14.45	41.88
1990	3.64	12.14	49.01	4.16	13.66	43.72
1991	0.86	2.59	21.59	0.64	3.40	19.13
1992	0.50	1.22	17.01	0.23	1.98	15.40
1993	0.38	1.57	18.25	0.31	2.14	15.41
1994	0.79	2.10	18.60	0.74	2.71	16.52
1995	0.80	1.17	12.03	0.68	1.80	10.35
1996	0.42	1.25	10.95	0.42	1.63	8.99
1997	0.86	0.82	8.59	0.64	0.97	6.81
1998	1.69	0.73	4.48	0.91	0.59	3.70
1999	0.74	0.86	9.52	0.32	1.07	7.54
2000	1.59	1.69	6.81	1.61	1.63	5.10
2001	0.43	0.98	4.68	0.46	1.21	3.90
2002	0.55	0.90	4.30	0.53	0.89	3.35
2003	0.37	0.61	2.78	0.20	0.41	2.10
2004	0.78	0.54	2.27	0.50	0.62	1.82
2005	0.23	0.35	1.63	0.22	0.55	1.50
2006	0.43	0.20	0.68	0.64	0.20	0.46
2007	0.26	0.39	1.48	0.18	0.38	1.05
2008	0.52	0.12	0.24	0.34	0.19	0.41
2009	2.30	1.72	2.80	1.62	1.31	1.63
2010	2.63	1.36	1.44	1.91	1.19	1.01
2011	0.65	0.22	0.27	0.93	0.17	0.30
2012	0.39	0.56	0.44	0.66	0.56	0.69
2013	1.00	0.61	0.51	0.98	0.73	0.52
2014	0.90	0.59	1.03	1.81	0.75	1.29
2015	0.89	0.36	0.32	1.15	0.36	0.44
2016	0.98	0.96	1.23	1.41	1.10	1.34
2017	0.29	0.49	0.58	0.44	0.60	0.77
2018	0.97	0.93	0.67	1.46	1.28	1.36
2019	1.51	1.04	1.29	3.41	1.20	2.04
2020	0.22	0.84	0.78	0.51	0.69	0.75
2021	0.92	0.53	0.43	1.51	1.05	0.84
2022	0.48	0.36	1.13	0.51	0.42	0.86
Total	1.02	1.60	7.58	1.10	1.84	6.64

[부록표 1-3] RMAE모형 전력예측 결과

(단위 : %)

y	RMAE_1	RMAE_2	RMAE_3	RMAE_4	RMAE_5	RMAE_6
1989	0.789	1.180	2.187	0.798	1.216	2.026
1990	0.676	1.068	2.075	0.686	1.104	1.915
1991	0.145	0.530	1.381	0.145	0.578	1.261
1992	0.077	0.419	1.221	0.088	0.476	1.124
1993	0.112	0.435	1.199	0.111	0.469	1.073
1994	0.186	0.397	1.112	0.194	0.428	1.014
1995	0.074	0.340	0.888	0.078	0.377	0.801
1996	0.099	0.287	0.791	0.093	0.306	0.698
1997	0.094	0.232	0.671	0.073	0.247	0.587
1998	0.140	0.187	0.534	0.087	0.214	0.489
1999	0.171	0.248	0.683	0.130	0.259	0.595
2000	0.142	0.213	0.502	0.144	0.204	0.417
2001	0.103	0.179	0.437	0.107	0.193	0.385
2002	0.076	0.154	0.368	0.076	0.150	0.315
2003	0.066	0.116	0.282	0.043	0.105	0.247
2004	0.090	0.106	0.251	0.069	0.117	0.219
2005	0.051	0.102	0.218	0.049	0.118	0.201
2006	0.067	0.055	0.141	0.079	0.063	0.107
2007	0.060	0.091	0.182	0.043	0.093	0.151
2008	0.061	0.035	0.074	0.051	0.051	0.092
2009	0.159	0.142	0.207	0.129	0.115	0.138
2010	0.148	0.100	0.112	0.147	0.106	0.099
2011	0.067	0.066	0.085	0.072	0.048	0.056
2012	0.063	0.080	0.072	0.076	0.069	0.073
2013	0.098	0.073	0.068	0.102	0.075	0.069
2014	0.079	0.065	0.082	0.118	0.063	0.094
2015	0.073	0.047	0.050	0.084	0.050	0.069
2016	0.071	0.083	0.087	0.084	0.088	0.091
2017	0.041	0.056	0.047	0.050	0.066	0.066
2018	0.095	0.086	0.075	0.107	0.098	0.100
2019	0.114	0.080	0.099	0.178	0.080	0.140
2020	0.039	0.066	0.062	0.065	0.066	0.077
2021	0.077	0.056	0.046	0.089	0.066	0.063
2022	0.063	0.045	0.076	0.059	0.049	0.064
Total	0.132	0.221	0.487	0.134	0.232	0.444

[부록표 1-3] RMAE모형 전력예측 결과(계속)

(단위 : %)

y	RMAE_7	RMAE_8	RMAE_9	RMAE_10	RMAE_11	RMAE_12
1989	0.549	0.923	1.747	0.580	0.973	1.656
1990	0.436	0.810	1.635	0.467	0.860	1.544
1991	0.183	0.315	1.008	0.151	0.375	0.949
1992	0.130	0.222	0.876	0.093	0.290	0.834
1993	0.095	0.248	0.872	0.087	0.294	0.801
1994	0.120	0.255	0.823	0.119	0.289	0.772
1995	0.151	0.194	0.639	0.141	0.241	0.592
1996	0.077	0.179	0.572	0.081	0.201	0.516
1997	0.140	0.121	0.477	0.118	0.143	0.427
1998	0.199	0.139	0.349	0.143	0.123	0.333
1999	0.118	0.151	0.507	0.080	0.168	0.452
2000	0.165	0.158	0.359	0.171	0.154	0.302
2001	0.073	0.117	0.316	0.077	0.134	0.284
2002	0.086	0.104	0.266	0.084	0.101	0.230
2003	0.064	0.093	0.195	0.054	0.068	0.175
2004	0.092	0.079	0.178	0.066	0.088	0.159
2005	0.052	0.066	0.157	0.049	0.084	0.151
2006	0.077	0.042	0.092	0.090	0.050	0.070
2007	0.052	0.066	0.139	0.036	0.070	0.118
2008	0.069	0.033	0.048	0.056	0.042	0.066
2009	0.155	0.135	0.192	0.131	0.112	0.132
2010	0.136	0.094	0.097	0.135	0.100	0.089
2011	0.074	0.045	0.052	0.086	0.038	0.043
2012	0.054	0.065	0.061	0.069	0.065	0.068
2013	0.090	0.076	0.069	0.086	0.080	0.069
2014	0.076	0.069	0.094	0.116	0.066	0.092
2015	0.074	0.050	0.041	0.081	0.048	0.060
2016	0.079	0.084	0.099	0.091	0.089	0.102
2017	0.041	0.059	0.060	0.048	0.066	0.076
2018	0.081	0.088	0.064	0.096	0.101	0.102
2019	0.108	0.084	0.097	0.172	0.085	0.124
2020	0.039	0.068	0.069	0.063	0.062	0.074
2021	0.075	0.051	0.051	0.083	0.063	0.067
2022	0.064	0.055	0.096	0.064	0.059	0.081
Total	0.121	0.159	0.369	0.121	0.172	0.345

부록 2. 전국 및 타지역 경기종합지수 현황

1) 전국 경기종합지수

(1) 주요 연혁

- 전국 경기종합지수는 1981년 구 경제기획원 조사통계국(현 통계청)과 한국개발원이 공동 개발하여 최초 공표됨. 이후 현재까지 총 10차례 개편되었으며, 지수의 구성지표와 작성 방법 등을 개선해옴.

[부록표 2-1] 전국 경기종합지수 주요 연혁

연월	개편차수	구성지표 수 변경	기타 개편 내용
1981.2	-	-	통계작성 승인
1981.3	최초 공표	19개 (선행:9, 동행:5, 후행:5)	구 경제기획원 조사통계국(현 통계청), 한국개발원 공동개발
1984.3	1차 개편	22개 (선행:10, 동행:5, 후행:7)	-
1988.7	2차 개편	21개 (선행:10, 동행:5, 후행:6)	-
1991.9	3차 개편	23개 (선행:10, 동행:8, 후행:5)	-
1993.9	4차 개편	23개 (선행:10, 동행:8, 후행:5)	-
1997.2	5차 개편	26개 (선행:10, 동행:10, 후행:6)	-
2003.2	6차 개편	22개 (선행:9, 동행:7, 후행:6)	표준화방법 변경 (절대치평균 → 표준편차)
2006.2	7차 개편	24개 (선행:10, 동행:8, 후행:6)	-
2012.2	8차 개편	21개 (선행:9, 동행:7, 후행:5)	선행지수보조지표 변경 (전년동월비 → 순환변동치)
2016.6	9차 개편	20개 (선행:8, 동행:7, 후행:5)	표준화구간 및 GDP 목표추세조정 구간 분할
2019.9	10차 개편	19개 (선행:7, 동행:7, 후행:5)	추세 갱신주기 단축

자료 : 통계청(2020), 「경기종합지수 통계정보 보고서」

(2) 10차 개편의 주요 내용

- 2019년 9월 전국 경기종합지수의 10차 개편이 가장 최근 개편이며, 개편 내용은 크게 선행종합지수 구성지표 변경, 경기종합지수 작성 방법 개선으로 구분됨(통계청, 2020).
- 먼저 개편을 통해 선행종합지수의 구성지표는 [부록표 2-2]와 같이 변경됨
 - 10차 개편을 통해 선행종합지수의 소비자기대지수를 경제심리지수로 대체하고, 구인구직비율을 제외하여 구성지표 8개에서 7개로 변경함.
 - 경기종합지수 작성방법 개선 측면에서는 순환변동치의 현실반영도 제고를 위해 종합지수의 갱신을 연 1회에서 연 2회로 변경한 것이 개편의 주요 내용임.

[부록표 2-2] 전국 경기종합지수 10차 개편 내용

구분	개편 전	10차 개편 (2019.9)
선행종합지수 구성지표 변경	<ul style="list-style-type: none"> · 재고순환지표 · 소비자기대지수 · 기계류내수출하지수(선박제외) · 건설수주액 · 수출입물가비율 · 구인구직비율 · 코스피지수 · 장단기금리차 	<ul style="list-style-type: none"> · 재고순환지표 · 경제심리지수 · 기계류내수출하지수(선박제외) · 건설수주액 · 수출입물가비율 - · 코스피(명칭 변경) · 장단기금리차
작성방법 개선	· 종합지수 추세 갱신주기 연간 (연 1회)	· 종합지수 추세 갱신주기 반기 (연 2회)

자료 : 통계청(2020), 「경기종합지수 통계정보 보고서」

(3) 구성지표 현황

- 전국 경기종합지수는 경기를 파악할 수 있는 여러 부분의 지표로 구성이 되며, 선행·동행·후행종합지수는 각각 작성 목적에 따라 그 구성이 다름.
- 선행종합지수는 7개, 동행종합지수는 7개, 후행종합지수는 5개의 경제 지표로 구성되며, 구체적으로는 [부록표 2-3]과 같음.

[부록표 2-3] 전국 경기종합지수 구성지표

구분	선행종합지수 (7개)	동행종합지수 (7개)	후행종합지수 (5개)	
생산	재고순환지표	광공업 생산지수	생산자제품재고지수	
	경제심리지수	서비스업생산지수 (도소매업제외)		소매판매액지수 내수출하지수
소비		소매판매액지수	소비자물가지수변화율 (서비스)	
		내수출하지수		
투자	기계류내수출하지수 (선박제외)	건설기성액	-	
	건설수주액			
대외	수출입물가비율	수입액	소비재수입액	
고용	-	비농림어업취업자수	취업자수	
금융	코스피	-	CP 유통수익률	
	장단기금리차			

자료 : 통계청(2020), 「경기종합지수 통계정보 보고서」

2) 지역별 경기종합지수

(1) 지역별 경기종합지수 작성 현황

- 지역 차원의 경기종합지수는 통계청의 승인을 받아 총 15개 시도에서 작성하고 있으며, 주로 해당 지역 연구원이 담당함

- 지역마다 작성하는 지표가 다른데, 2022년 기준 9개 시도가 동행 및 선행종합지수를 모두 작성, 6개 시도가 동행종합지수만을 작성하고 있음.

[부록표 2-4] 지역별 경기종합지수 작성 현황

지역	작성지수		승인연도	작성 기관
	동행	선행		
부산	○	○	2011	부산연구원
대구	○	○	2000	대구경북연구원
인천	○	○	2009	인천연구원
광주	○		2017	광주전남연구원
대전	○	○	2000	대전세종연구원
울산	○		2016	울산연구원
경기	○		2020	경기연구원
강원	○	○	2018	강원연구원
충북	○	○	1999	충북연구원
충남	○	○	2000	충남연구원
전북	○		2005	전북연구원
전남	○		2017	광주전남연구원
경북	○		2014	대구경북연구원
경남	○	○	2011	경남연구원
제주	○	○	2004	제주연구원
합계	15	9	-	-

자료 : 지역별 경기종합지수

(2) 구성지표 현황

- 지역 경기종합지수는 지역별 상이한 산업구조 및 경제 여건으로 인해 구성지표상 차이가 있음
- 지역에 따라 동행종합지수의 경우 4~8개, 선행종합지수는 5~8개의 지표로 구성되며, 구체적인 구성지표는 [부록표 2-5], [부록표 2-6]과 같음.

[부록표 2-5] 지역별 동행종합지수 구성지표

구분		부산	대구	인천	광주	대전	울산	경기	강원	충북	충남	전북	전남	경북	경남	제주
고용	취업자수															○
	비농가취업자수		○	○		○				○				○	○	
	비농림어업취업자수	○			○		○	○	○			○	○			
고용률											○					
생산	광공업생산지수	○			○		○	○	○	○	○	○	○		○	○
	산업생산지수		○	○		○										
	농수축산물생산지수															○
	생산자제품출하지수	○	○			○			○			○			○	
	제조업생산자제품출하지수						○									
	제조업중간재출하지수				○									○		
	비제조업인력사정BSI										○					
	제조업업황BSI													○		
	비제조업업황BSI															○
	중소제조업가동률		○													
	전력판매량	○							○	○		○			○	
	제조업전력판매량										○					
	전력사용량			○	○	○							○			
	제조업전력사용량													○		
	관광객수															○
소비	대형소매점판매액지수	○	○	○	○		○		○	○	○	○	○			○
	대형마트판매액지수													○		
	소비재출하지수	○	○													
	내수소비재출하지수														○	
	신규차량등록대수					○										
개인신용카드결제액							○									
투자	건축착공면적				○							○			○	
	요구불예금회전율														○	
금융	비은행예금취급기관여신액				○											
대외	수출액(실질)	○	○	○	○	○	○	○					○	○		
	수입액(실질)	○	○	○		○	○			○	○	○	○	○	○	
	중간재수출액(실질)										○					
부동산	아파트매매가격지수			○												
	주택매매가격지수					○										
기타	컨테이너처리량			○												
구성지표수 합계		8	8	8	8	7	7	4	6	5	7	7	6	7	8	6

자료 : 지역별 경기종합지수

[부록표 2-6] 지역별 선행종합지수 구성지표

구분		부산	대구	인천	대전	강원	충북	충남	경남	제주	
고용	구인구직비율						○		○		
	신규구인인원					○		○			
	신규구직자수			○	○						
생산	재고순환지표		○	○		○	○		○		
	자본재출하지수					○	○				
	중간재출하지수		○						○		
	중간재생산자제품출하지수	○									
	전자부품, 컴퓨터, 영상, 음향 및 통신장비제조업 출하지수							○			
	전산업전망BSI									○	
	비제조업업황BSI				○						
	제조업제품재고수준BSI							○			
	원자재구입가격BSI							○			
	경기동행지수(전국)									○	
	소비	소비자기대지수				○					
		소비자물가지수									○
소비자심리지수					○					○	
향후경기전망CSI		○									
생활형편전망CSI					○						
자동차등록대수비율				○							
투자	건축허가면적	○	○	○		○	○		○	○	
	자본재수입액	○				○	○	○	○		
금융	종합주가지수	○	○			○			○		
	주가지수(KRX_반도체)				○			○			
	주가지수(KRX_에너지화학지수)							○			
	시설자금여신액	○									
	시설자금대출금		○								
	예금은행대출금						○		○		
	금융기관유동성			○							
	장단기금리차			○							
	어음부도율				○						
	비은행예금취급기관여신				○						
대외	수출입물가비율	○		○					○		
	순상품교역조건지수		○								
구성지표수 합계		7	6	7	8	6	6	7	8	5	

자료 : 지역별 경기종합지수

부록 3. 대전 경기동행종합지수 작성방법

1) 구성지표의 원계열에서 비경기적 요인 제거

- X-12ARIMA를 이용하여 계절변동, 조업일수 변동에 속하는 계절요인을 제거
- 불규칙 요인은 3개월 또는 6개월 이동평균을 이용하여 조정

$$\text{원계열} = \frac{\text{추세요인} \times \text{순환요인}}{\text{(경기적 요인)}} \times \frac{\text{계절요인} \times \text{불규칙요인}}{\text{(비경기적 요인)}}$$

2) 증감률(대칭변화율) 계산

- 비경기적요인 제거 후 증감률(대칭변화율) 계산, 구성지표 i 의 증감률 산식은 다음과 같음.
 - 비율지표, 추세지표의 경우 전월차를 이용하나, 대전경기종합지수의 구성 지표에는 해당 지표가 포함되지 않음.

$$\text{증감률}_{it} = \frac{(\text{금월실적}_{it} - \text{전월실적}_{it})}{(\text{금월실적}_{it} + \text{전월실적}_{it})/2} \times 100$$

3) 표준화

- 증감률의 진폭이 큰 구성지표가 전체 종합지수의 변동을 좌우하지 않도록, 구성지표의 진폭을 평균적으로 동일하게 표준화
- 표준화 방법은 절대치평균방식¹⁰⁾을 활용하여 구성지표별로 증감률에 표준화인자값으로 나누어서 도출
- 여기서 표준화인자값은 구성지표별 증감률 절대치의 평균

10) 표준화방법으로 절대치평균방식 외에 표준편차구성비 방식이 있음. 경기종합지수 작성에 대한 더욱 자세한 설명은 통계청에서 발간한 지역경기종합지수 실무가이드(2012) 등을 참조

$$\text{표준화증감률}_{it} = \text{증감률}_{it} \times \text{표준화인자값}_{it}$$

$$\text{표준화인자값}_{it} = \frac{1}{S} \sum_{t=1}^s |\text{증감률}_{it}|$$

4) 평균증감률

- 모든 구성지표의 표준화증감률을 합산하고, 구성지표의 수로 나누어서 평균증감률 산출

$$\text{평균증감률}_t = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \text{표준화증감률}_{it}$$

5) 원지수 산출

- 평균증감률이 산출되며, 이를 누적하여 종합지수를 산출하고, 기준년도 (2015)가 100이 되도록 보정

$$\text{경기종합지수}_t = \text{경기종합지수}_{t-1} \times \frac{(200 + \text{평균증감률}_t)}{(200 - \text{평균증감률}_t)}$$

