

**월별지표를 이용한  
GDP추정을 위한 계량모형 구축**

- 2020. 12. 16-

이 연구는 국회예산정책처의 연구용역사업으로 수행된 것으로서,  
보고서의 내용은 연구용역사업을 수행한 연구자의 개인 의견이며,  
국회예산정책처의 공식 견해가 아님을 알려드립니다.

연구책임자

고려대학교 김덕파

# 월별지표를 이용한 GDP추정을 위한 계량모형 구축

- 2020. 12. 16 -

연구책임자 김 덕 파 (고려대학교 경제학과 교수)  
연구원 강 성 진 (고려대학교 경제학과 교수)  
연구보조원 이 선 주 (고려대학교 경제학과)  
연구보조원 최 시 원 (고려대학교 에너지환경대학원)

이 연구는 국회예산정책처의 연구용역사업으로 수행된 것으로서,  
보고서의 내용은 연구용역사업을 수행한 연구자의 개인 의견이며,  
국회예산정책처의 공식 견해가 아님을 알려드립니다.

# 차 례

요 약 .....	V
I. 서 론 .....	1
1. 연구배경 .....	1
가. 대내외 경제환경의 변화 .....	1
나. GDP 통계의 공표시차 .....	1
2. 연구목적 .....	2
II. 선행연구 .....	4
1. 혼합주기 모형 및 예측결합 모형의 발전 .....	4
2. 국내 연구 .....	5
3. 국외 연구 .....	10
II. 예측모형의 구축 및 평가 .....	12
1. 예측모형의 구축 .....	12
가. 기본 예측모형 .....	12
나. 결합 예측모형 .....	18
2. 예측모형 평가 .....	19
가. 이용 자료 .....	19
나. 예측력 비교 .....	24
III. 예측력 평가결과 .....	27
1. 전기대비 실질 GDP 성장률, 계절조정 (real GDP growth rate, SA, QoQ) .....	27
가. 제공근평균자승오차 (RMSE) .....	27
나. 평균절대오차 (MAE) .....	42
2. 전년동기대비 실질 GDP 성장률, 원계열 (real GDP growth rate, NSA, YoY) .....	54
가. 제공근평균자승오차 (RMSE) .....	54
나. 평균절대오차 (MAE) .....	61

IV. 종합평가 .....	66
V. 결론 및 기대효과 .....	68
참 고 문 헌 .....	69

## 표 차례

[표 1] 공표시차 및 예측시점 별 결측치 .....	13
[표 2] 240개 기본 예측모형의 구성 .....	17
[표 3] 결합 예측모형의 구성 .....	19
[표 4] 이용 자료 목록 .....	19

## 그림 차례

[그림 1] GDP 성장률 공표시기 .....	2
[그림 2] 실질 GDP 성장률 .....	22
[그림 3] 월별 자료의 시간 추이 .....	23
[그림 4] 기본 예측모형의 예측성과 분포, RMSE, 전기대비 .....	29
[그림 5] 개별 예측모형의 예측성과 히트맵, RMSE, 전기대비 .....	30
[그림 6] 기본 예측모형의 초월 말 예측성과 분포, RMSE, 전기대비 .....	32
[그림 7] 개별 예측모형의 초월 말 예측성과 히트맵, RMSE, 전기대비 .....	33
[그림 8] 기본 예측모형의 중월 말 예측성과 분포, RMSE, 전기대비 .....	34
[그림 9] 개별 예측모형의 중월 말 예측성과 히트맵, RMSE, 전기대비 .....	35
[그림 10] 기본 예측모형의 말월 말 예측성과 분포, RMSE, 전기대비 .....	36
[그림 11] 개별 예측모형의 말월 말 예측성과 히트맵, RMSE, 전기대비 .....	37
[그림 12] 결합 예측모형의 예측성과, RMSE, 전기대비 .....	40
[그림 13] 상위 30% 클러스터링 구성내역, RMSE, 전기대비 .....	41
[그림 14] 기본 예측모형의 예측성과 분포, MAE, 전기대비 .....	43
[그림 15] 개별 예측모형의 예측성과 히트맵, MAE, 전기대비 .....	44
[그림 16] 기본 예측모형의 초월 말 예측성과 분포, MAE, 전기대비 .....	46
[그림 17] 개별 예측모형의 초월 말 예측성과 히트맵, MAE, 전기대비 .....	47
[그림 18] 기본 예측모형의 중월 말 예측성과 분포, MAE, 전기대비 .....	48
[그림 19] 개별 예측모형의 중월 말 예측성과 히트맵, MAE, 전기대비 .....	49
[그림 20] 기본 예측모형의 말월 말 예측성과 분포, MAE, 전기대비 .....	50

[그림 21] 개별 예측모형의 말월 말 예측성과 히트맵, MAE, 전기대비 .....	51
[그림 22] 결합 예측모형의 예측성과, MAE, 전기대비 .....	52
[그림 23] 상위 30% 클러스터링 구성내역, MAE, 전기대비 .....	53
[그림 24] 기본 예측모형의 예측성과 분포, RMSE, 전년동기대비 .....	56
[그림 25] 개별 예측모형의 예측성과 히트맵, RMSE, 전년동기대비 .....	57
[그림 26] 결합 예측모형의 예측성과, RMSE, 전년동기대비 .....	59
[그림 27] 상위 50% 클러스터링 구성내역, RMSE, 전년동기대비 .....	60
[그림 28] 기본 예측모형의 예측성과 분포, MAE, 전년동기대비 .....	62
[그림 29] 개별 예측모형의 예측성과 히트맵, MAE, 전년동기대비 .....	63
[그림 30] 결합 예측모형의 예측성과, MAE, 전년동기대비 .....	64
[그림 31] 상위 50% 클러스터링 구성내역, MAE, 전년동기대비 .....	65

## 요 약

- 불안정한 국내외 경제환경 하에서 정확한 현재 경제상황 파악은 효과적인 정책 대응을 위해 필수적임
  - 최근 코로나19의 대유행과 불안정한 주택 및 주식시장에 따라 국내외 거시경제 여건의 불확실성이 증가하고 있으며, 이에 대응하기 위한 다양한 경제정책의 요구가 커지고 있음
  
- GDP는 향후 경제동향을 짐작해볼 수 있는 가장 대표적인 거시경제지표이나 매 분기가 종료한 후 약 2개월이 지난 시점에 공표되고 있어 시의성이 떨어지는 문제가 있음
  
- 본 연구는 다가오는 경기상황에 대비하고 신속하게 대응하는 데 기여할 수 있는 GDP 단기예측모형을 개발하고자 함
  - 외생변수를 포함한 자기회귀모형 (ARX)을 기본모형으로 15개 월별 자료와 자기회귀 차수, 추정법, 추정표본 등을 각각 다르게 적용하는 총 240개의 기본 예측모형을 구축함
  - 기본 예측모형에서 산출된 240개 예측치를 이용하여 총 22개의 고정 및 변동가중치 결합 예측모형을 구축함
  - 예측모형 구축 및 평가에 2000년 1분기부터 2020년 1분기까지의 자료를 사용하였으며 그중 2016년 1분기 이후 기간을 대상으로 표본외 예측력을 평가함
  
- 연구결과, 대부분의 예측모형에서 추정표본은 축차 표본보다 순차이동 표본이, 월별 자료 중에서는 산업생산지수와 경기종합지수가 더 우수한 예측력으로 연결됨
  - 추정방법과 차수 선택방법은 예측력 제고에 큰 영향을 미치지 못함

- 각 분기 내에서 예측시점이 분기의 초월에서 말월로 이동하면서 가용한 월별 변수가 증가하나 예측력이 크게 제고되지 않음
  - 변동가중치를 적용한 결합 예측모형의 경우 전기대비 실질 GDP 성장률은 상위 30%의 평균, 전년동기대비는 상위 50%의 평균의 예측력이 우수하게 나타남
- 연구결과에서 제시하는 예측모형의 정확도는 다른 선행연구에서와 유사한 수준으로 이보다 크게 뛰어난 예측모형을 구성하기는 쉽지 않을 것으로 보임
- 본 연구는 기존 한국은행 GDP 속보치보다 2개월 이상 빠르게 당분기 GDP 예측을 가능하게 하여 정책당국자의 시의성있는 정책결정에 기여할 수 있음

# I. 서론

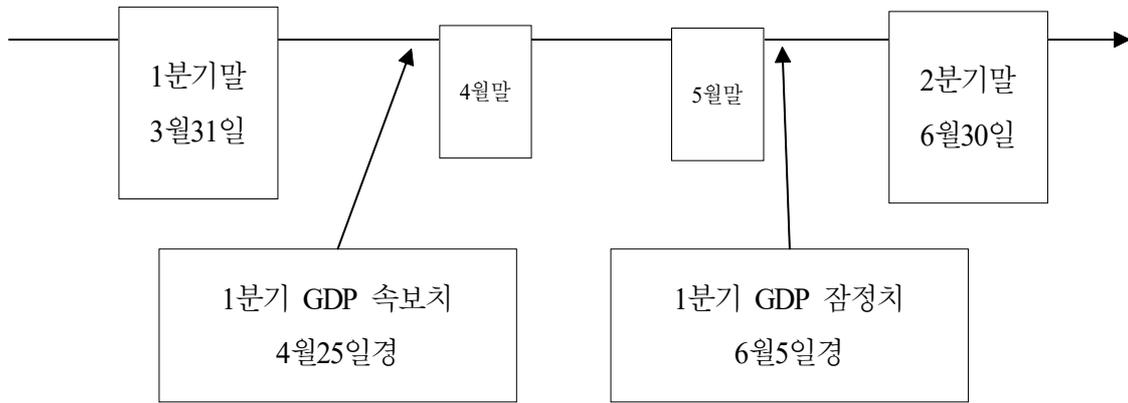
## 1. 연구배경

### 가. 대내외 경제환경의 변화

- 최근 국내외 거시경제 여건의 불확실성이 크게 확대됨에 따라 다양한 경제정책에 대한 필요성이 증가
  - 코로나19의 대유행은 직접적으로 대내외 부문의 소비를 위축시키는 것은 물론 생산 및 유통 등 공급 측면에서도 충격을 초래하는 전방위적인 영향을 미치고 있음
    - 정부 및 중앙은행이 최근에 실시한 각종 완화정책에도 불구하고 3차 재난지원금, 추가적인 완화적 통화정책 등에 대한 사회적 요구가 있는 것은 주지의 사실임
  - 또한, 최근까지 지속되고 있는 주택, 주식시장에서의 자산가격 급등도 우리나라 경제의 불확실성을 배가하는 요인으로 작용하고 있음
  
- 효과적인 정책 대응을 위해서는 현재의 경제 상황에 대한 정확한 파악이 필수적임
  - 경제 상황을 가늠할 수 있는 가장 대표적인 지표인 실질국내총생산 (gross domestic production, GDP)에 대한 선제적이고 정확한 예측과 추정이 필요

### 나. GDP 통계의 공표시차

- GDP는 매 분기에 대하여 대략 2개월 이상의 시차를 두고 공표되고 있어 시의성이 떨어지는 문제가 있음



[그림 1] GDP 성장률 공표시기

- 한국은행은 분기 종료 후 25일경에 속보치를 발표하고, 분기 종료 후 65일경에 잠정치를 공표 (예를 들어 1분기 GDP는 4월 말에 속보치가 발표되고 6월 초에 잠정치가 공표)
  - 속보치는 각 분기 말월에 대한 기초자료를 이용하지 못하고 편제한 수치<sup>1)</sup>로서 대부분의 경우 잠정치와 차이를 보임
- 최근 코로나19 사태에서 볼 수 있듯이 한국은행이 발표하는 분기별 GDP 통계를 이용한 단기 경기예측이나, 이를 기반으로 한 경제정책을 시행함에 있어서 정책의 시의성 및 적절성 관련 문제점이 나타남
- 분기별 GDP 자료가 발표되기 이전에 월별로 발표되는 기타 자료 (실물, 금융)를 가지고 분기 GDP를 선제적으로 예측하는 예측모형을 개발할 필요가 있음

## 2. 연구목적

- 당해 분기 실질 GDP를 한국은행의 통계 공표 이전에 예측할 수 있는 단기에측모형을 개발하여 경기상황 및 향후 경제성장 경로 파악에 활용하고자 함

1) 한국은행은 잠정치 추계용 기초자료 수준 대비 속보치 추계용 기초자료 입수 비중은 GDP금액 기준 약 80% 수준으로 밝히고 있음 (한국은행 보도자료, 2005.5.20)

- 분기별 GDP에 대해 일정한 설명력을 갖는 월별 자료를 선별하여 혼합주기 예측모형을 구축함으로써 GDP에 대한 단기예측이 가능하도록 하고, 동 모형들에서 생성된 예측치의 결합을 통해 예측력의 제고를 도모할 수 있음
  
- 실질 GDP의 단기예측모형 개발은 시의적절한 정책 시행에 기여할 수 있음

## II. 선행연구

### 1. 혼합주기 모형 및 예측결합 모형의 발전

- 계량경제학에서 공표주기가 상이한 시계열을 포괄하는 모형을 일반적으로 혼합주기 모형 (mixed frequency model)이라고 칭하며, 이와 관련된 연구가 활발히 수행되어옴
  
- 혼합주기 모형은 매우 다양한 분야에서 응용, 적용되고 있으며 월별 자료를 이용한 분기별 자료의 예측은 가장 중요한 분야 중 하나임
  - 특히 분기별 GDP 성장률을 각종 월별지표를 이용하여 예측하는 모형은 각국의 정부 및 중앙은행을 중심으로 크게 주목을 받음
  - 관련된 국외 연구로는 Aastveit et al. (2011), Barhoumi et al. (2008), Clements and Galvão (2009), Diron (2006), Forni and Marcellino (2012), Giannone et al. (2008), Nunes (2005), Mittnik and Zdrozny (2004), Parigi and Schiltzer (1995), Rathjens and Robins (1993), Zheng and Rossiter (2006) 등이 있음
  - 국내 연구로는 강창구 (2010), 김윤영 (2010), 김윤영·박준용 (2007), 최병재·한진현 (2014), 황선웅·박문수 (2012), 민경삼·박진호·박순옥 (2002), 황중률 (2012) 등이 있음
  
- 다수의 예측모형을 구성하고 각 예측모형으로부터 얻어진 예측치들을 가중평균 등의 기법으로 결합하여 새로운 예측치를 생성하는 것을 일반적으로 예측조합 (forecast combination) 또는 예측결합 (forecast averaging)이라 칭함
  - 통계학 및 계량경제학 분야 다수의 연구가 예측결합을 통해 예측력의 유의미한 향상을 가져올 수 있음을 보임
    - 예측력이 향상되는 이유를 이론적으로 보이는 것은 매우 어려운 작업이나 예측결합을 통해서 표본내 (in-sample)의 over-fitting을 방지할 수 있기 때문으로 알려짐

- 국외 연구로는 Clark and McCracken (2009, 2010), Clements and Harvey (2009), Hendry and Clements (2004), Hibon and Evgeniou (2005), Huang and Lee (2010), Stock and Watson (2004) 등이 있음
- 국내 연구로는 김현학 (2010), 이진희·김덕과 (2014), 최병재·한진현 (2014) 등이 있음
- 앞서 연구 배경에서 서술한 것처럼 혼합주기 모형 및 예측결합에 관한 다수의 연구결과가 경제학 및 통계학 문헌에 존재하며, 이들 연구를 검토하여 예측모형 구축에 있어 효율성을 도모하고자 함

## 2. 국내 연구

- 국내 연구는 대부분 우리나라의 거시변수를 대상으로 연구가 진행되어 그 결과를 본 연구의 혼합주기 모형 구축에 직접적으로 활용할 수 있음
  - 국내 연구는 국내의 다양한 실물경제 자료, 금융 자료 등을 대상으로 GDP 예측을 위한 월별자료로서의 적합성과 이용가능성 등을 고려하여 왔으며, 이는 본 연구에 포함할 월별 변수의 후보군을 식별하는 데 바탕이 됨
- 최병재·한진현 (2014)
  - 공표시차 (0~3개월)가 서로 다른 69개의 월별 자료를 이용하여 각 혼합모형의 예측시차별 (당분기, 2분기, 4분기) GDP 전망을 도출하고 전망성과를 비교 평가하여 예측에 도움을 주는 변수를 보고함
    - 1995년 1분기부터 2014년 1분기 자료를 이용하되, 2007년 1분기부터 2014년 1분기까지를 대상으로 표본외 (out-of-sample) 예측력을 평가하여 벤치마크 모형과 전망성과를 비교함
  - 예측시점에서의 월별 자료 결측치는 자기회귀 모형을 이용하여 추정하고, 4가지 GDP 전망모형에 각각 순차이동법 (7년 기준)과 축차법을 적용하여 GDP를 예측함
    - 2개 GDP 전망모형은 개별 월별 자료에 포함된 정보를 이용하며, 나머지 2개 모형

은 주성분분석 (principle component analysis)을 통해 추정된 월별 자료의 공통요인을 변수로 이용함

- 4가지 전망모형을 통해 산출한 총 296개 (순차이동법, 축차법 각 148개) 전망치를 이용하여 예측조합에 의한 결합전망치를 산출함
  - 예측조합 가중치 도출을 위한 사전기간을 2002년 1분기부터 2006년 4분기로 설정하고 단순평균, 중앙값, 할인 MSE (mean squared error), 클러스터링, 트리밍 방식을 적용하여 결합전망치를 산출함
- 전망성과를 개선하는 월별지표는 대부분 실물경제활동 관련 변수로 전망시계가 멀어질수록 금리변수나 가격변수 등도 전망에 도움을 주는 것으로 나타남
  - 본 연구의 주요 관심사인 당분기 예측에서는 경기종합지수, 산업생산지수, 종합주가지수, 기업경기조사 등이 예측력을 제고하는 것으로 나타남
  - 예측시점에 따라 가용한 자료가 증가할수록 전망의 정확성이 개선되었으며 개별 월별 자료 보다 월별 자료의 공통요인을 활용했을 때, 축차법보다는 순차이동법을 적용했을 때 더 나은 전망성과를 보임
- 예측조합에 의한 결합전망치는 전망성과를 개선하고 불확실한 경제여건 속에서 안정적인 전망치를 도출할 수 있다는 점에서 유용하다고 판단됨
  - 모든 전망치 (148개)를 이용할 때보다 트리밍을 통해 이상치를 제거하고 가중치 왜곡효과를 완화시킬 때 전망성과가 더욱 개선됨
  - 모든 전망치를 이용한 경우와 트리밍을 적용한 경우 모두 클러스터링 방식을 적용한 결합전망치의 성과가 우수한 것으로 나타남

#### □ 민경삼·박진호·박순옥 (2002)

- 분기별 GDP 예측모형을 공급과 수요예측모형으로 나누어 각 구성항목에 해당하는 월별 자료의 증가율변수, 수준 (계절조정)변수를 이용하여 회귀분석하고, 그 예측성과를 평가함
  - 1990년 1분기~2000년 4분기 자료를 이용하여 모형을 추정하고, 2001년 1분기~2002년 2분기 자료를 이용하여 표본 기간을 고정하거나 축차법을 이용했을

때를 구분하여 총 4개 모형의 예측력을 비교 평가함

- 월별 자료의 포괄범위가 해당 항목의 범위에 정확하게 대응되지 못하는 경우, 이를 보완하기 위해 자기시차변수를 추가함 (공급부문-전기가스업생산지수, 건설업; 수요부문-건설투자업)
  - 노사 분류나 외환위기 충격 전후 시기 등 이상치가 존재하는 경우에는 분석모형에 더미변수를 추가하고, 잔차항에 시계열상관이 존재하는 경우 AR(1) 모형을 추가함
- 공급 및 수요부문의 각 항목당 월별 자료는 속보성 (분기 종료 후 1개월 이내 공표)과 포괄성 (각 부문 GDP 구성항목 범위를 대표)을 고려하여 선정함<sup>2)</sup>
- 당분기 월별 자료를 모두 수집된 경우를 상정하였으나, 월별 자료의 공표시차를 고려하여 당분기 말월 자료를 ARIMA 모형을 통해 예측하고 예측시점에 따른 분기 내 월별 자료의 예측오차 감안의 필요성을 보여줌
- 표본외 예측력 평가 결과, 수요보다는 공급예측모형이, 표본 기간을 고정했을 때 (post-sample) 보다는 축차법을 이용했을 때 예측오차가 더 작음을 보임
- 증가율변수와 수준 (계절조정)변수에 대해서는 공급부문은 두 변수모형의 우열을 가리기 어려웠으나, 수요부문에서는 수준 (계절조정)변수모형의 예측력이 더 우수한 것으로 확인됨

#### □ 강창구 (2010)

- 상태공간모형을 이용한 시간분해기법을 통해 16개 산업별 가중생산지수로 월별 GDP를 추정하고자 함
- 2000년 1월~2009년 12월까지 자료를 이용하여 분기 GDP 계산에 이용되는 통계자료 중 국민소득통계 공표 기준 16개 대분류 산업별 지표를 선정하고, 각 산업별 생산지수를 조정한 가중생산지수를 설명변수로 사용함

2) 공급부문에는 광공업생산지수, 전기가스업생산지수, 건축허가면적, 건설용중간재내수출하지수, 도소매업판매액지수, 경기동행지수, 서비스업취업자수, 수입액 자료가, 수요부문에는 도시근로자가계소득, 소매업판매액지수, 자동차 및 차량연료 판매액지수, 기계류내수출하지수, 제조업가동률지수, 자본재수입액, 건축허가면적, 건설용중간재내수출하지수, 통관수출액, 서비스수취액, 통관수입액, 서비스지급액 자료가 포함됨

- 선정한 월별지표를 이용하여 연간 GDP를 통해 분기별 GDP를 추정하는 모의실험을 수행하고, 예측오차로 각 산업별 최적모형을 선정함
  - 상태공간모형으로 표현 가능한 여러 시간분해 기법 (Chow-Lin 모형, Fernandez 모형, Litterman 모형, 자기회귀시차분포 모형 (autoregressive distributed lag model, ARDL model) 등을 이용해 분기별 예측오차를 계산한 결과, 건설업을 제외한 15개 산업에서 ARDL(1,1)을 최적모형으로 선택함
  - 이용가능한 월별지표가 없는 경우 BFL, Denton 등 평활화 정도를 비교 평가하여 Denton 1차 차분모형 (또는 BFL 1차 차분모형)이 가장 우수함을 확인함
- 산업별 부가가치의 합으로부터 연쇄효과를 일부 반영하여 월별 GDP를 도출하고 한국형 계절변동조정프로그램 (BOK-X12-ARIMA)을 이용하여 월별 GDP 계절조정계열을 산출함
- 월별 GDP 예측력을 평가하기 위해 분기 GDP 공표 전, 외삽하여 추정한 월별 GDP를 합산해 분기별 GDP 추정치를 계산하고 이를 실적치와 비교 평가함
  - 그 결과, 대부분 예측치의 방향성이 일치하여 예측력이 양호하다고 판단됨
  - 월별 GDP를 1980년까지 연장하여 GDP 순환변동치 계열을 작성하고 외환위기 시점과 그 이후 추세를 연결 및 보정한 결과, 대개 기준순환일과 유사하여 월별 GDP는 매월 경기동향을 파악하는 데 유용하게 쓰일 수 있음을 보여줌

#### □ 황종률 (2012)

- 월별지표 예측모형 (베이지언 벡터자기회귀 모형)과 분기별 실질 GDP 예측모형 (최소자승모형)을 결합하여 실질 GDP 성장률을 예측하고 예측력을 비교 평가함
  - 2001년 1월~2011년 9월까지의 월별 자료, 2011년 2분기까지의 분기별 GDP 자료를 이용하여 모형을 추정하고 2011년 3, 4분기를 대상으로 표본외 예측력을 평가함
- 실질 GDP 예측모형 추정을 위해 먼저 2011년 2분기까지의 자료를 이용하여 최소자승법으로 일차적인 후보 모형을 선정하고, 2001년 1분기~2007년 4분기 자료를 이용하여 후보 모형을 다시 추정함

- 표본외 예측력 평가에는 2008년 1분기~2011년 2분기 자료를 이용하여 축차법을 적용함
- 예측모형 추정과 동시에 다수 월별 자료의 예측시점에서의 이용가능성, 통계적 유의성, 표본외 예측력을 고려하여 최종적으로 산업생산지수와 서비스생산지수를 선정함
- 공표 시차에 따른 산업생산지수, 서비스생산지수의 결측치를 베이지언 벡터자기회귀 모형으로 추정한 후 당분기와 다음 분기 (2011년 3, 4분기) 실질 GDP 성장률을 예측
  - 예측해야하는 월별 자료의 예측시계는 최대 5개월로, 모든 예측시계에서 두 월별 지표 모두 벡터자기회귀 모형보다 베이지언 벡터자기회귀 모형이 우수한 예측력을 보임
- 예측력 평가 결과, 예측시점에 따라 가용한 자료가 증가할수록 예측분포의 표준편차가 감소하였으며 단기예측에서의 비교적 정확한 예측력을 확인함

#### □ 이동수 (2013)

- GDP 과거 자료를 이용한 자기회귀 모형 (autoregressive model, AR model)을 기본모형으로 설정하고 월별 전산업생산지수와 금융 자료 (신용스프레드, 회사채수익률, 환율, 본원통화 등)를 동시에 고려하여 외생변수를 갖는 자기회귀 모형 (autoregressive model with exogenous variables, ARX)으로 GDP 성장률을 예측하고 그 성과를 평가함
  - 2000년 1분기~2013년 3분기 (8월 또는 9월) 자료를 이용하여 모형을 추정하고 2013년 3, 4분기 GDP 성장률을 예측하여 예측력을 평가함
- 월별 자료로 사용한 전산업생산지수는 국내 산업의 생산활동 동향을 통해 경제동향 및 경기변동을 시의적절하게 파악할 수 있도록 하며, GDP와의 상관관계 (0.99) 및 방향성 일치율(96.2%)이 높고 전 분기 자료와의 상관관계가 높아 당분기 월별 자료 추정이 가능하다는 장점이 있음
  - 분석 대상 기간 중 마지막 4개월간의 전산업생산지수를 벡터자기회귀 모형으로 예측, 이를 이용하여 GDP 성장률 예측력 평가에 이용함
- 각 모형의 추정오차를 비교한 결과, 월별 전산업생산지수는 분기별 GDP 예측에 유용한

자료로 확인됨

- 분기별 GDP만을 고려했을 때보다는 각 월별 금융변수, 특히 신용스프레드를 외생변수로 추가했을 때, 그보다는 월별 전산업생산지수를 추가했을 때 추정오차가 작게 나타남
- 신용스프레드와 전산업생산지수 모두 외생변수로 추가했을 때 추정오차가 가장 작았으나, 금융변수인 신용스프레드의 예측이 어렵다는 점에서 분기별 GDP 예측모형의 유용성이 적다고 판단함
- GDP 성장률을 예측하는 데 비교적 간단하고 통상적인 최소자승법을 이용하였으며, 분기 내 월별 자료를 통해 월별 변동성을 고려하는 유연한 모형을 도출했다는 데 의의가 있음

### 3. 국외 연구

- 국외 연구결과는 우리나라의 거시변수를 대상으로 하지 않았으나 예측모형 설계에 반영할 수 있음
- Clark and McCracken (2009, 2010)
  - 예측모형에서 순차이동법과 축차법의 결합이 예측오차를 줄여 예측 정확성을 제고할 수 있음을 이론적, 실증적으로 보임
    - 편의-분산 트레이드오프 (bias-variance tradeoff) 측면에서 순차이동법 또는 축차법을 각각 적용할 때보다 블록결합할 때, 최적의 관측 표본 범위를 설정하고 예측력을 증대시킬 수 있음
  - 벡터자기회귀 모형은 자기회귀 차수 (order)의 결정법, 모수 (parameter)의 추정법, 모형 추정구간의 설정법 등에 따라 예측성고가 달라지는 데, 트리밍 및 동일가중평균, 중앙값, 공통요인, MSE-가중평균 등 결합예측은 이러한 부정확한 상황에서 예측에 도움을 줄 수 있음

- 일부 결합예측치, 특히 베이시안 축소법 (bayesian shrinkage)은 보다 일관성있게 예측력을 개선하는 것으로 나타남
- 단변량 모형과 추세제거된 인플레이션 및 할인율을 적용한 벡터자기회귀 모형으로부터의 단순평균은 가장 좋은 예측력을 보임

□ Hibon and Evgeniou (2005)

- 개별 예측모형과 결합 예측모형의 예측력 및 모형 선택과 관련된 네 가지 가설을 제시하고 검증함으로써 두 모형의 예측성과를 비교 평가함
- 그 결과, 평균적으로 결합 예측모형의 예측성과가 개별 예측모형 보다 우수함을 보임
  - 결합 예측모형이 무조건적으로 우수한 예측성과를 보장하지는 않으나 개별 예측모형을 선택하는 것보다 잘못된 예측에 대한 위험 부담을 줄일 수 있음

□ Huang and Lee (2005)

- 예측치의 결합과 예측변수의 결합의 특징을 설명하고 표본외 예측력을 비교 평가하여 모든 경우에 예측치의 결합이 더 우수한 예측성과를 보임을 확인함
  - 예측변수 결합의 정확성과 상관없이 예측치 결합 모형의 예측성과가 더 우수함을 보임
- 몬테카를로 분석 (monte carlo analysis)을 통해 동일가중 예측치 결합이 추정된 최적 예측치의 결합보다도 더 나은 예측성과를 보일 수 있다는 ‘예측치조합퍼즐’과 동일가중 예측치조합이 표본 크기와 상관없이 어떤 예측변수 결합보다 예측성과가 우수함을 보임

## II. 예측모형의 구축 및 평가

### 1. 예측모형의 구축

#### 가. 기본 예측모형

□ 본 연구는 GDP 성장률<sup>3)</sup>의 자기회귀 모형에 월별 자료가 추가되는 외생변수를 포함한 자기회귀모형 (autoregressive model with exogenous variables, ARX)을 기본모형으로 설정

- $y_t$ 를 t분기의 GDP 성장률,  $x_{t,1}$ ,  $x_{t,2}$ ,  $x_{t,3}$ 를 동 분기 월별 자료의 초월, 중월, 말월 값이라고 하면 ARX 모형은 다음과 같이 주어짐

$$y_t = a_0 + a_1y_{t-1} + \dots + a_p y_{t-p} + b_1x_{t,1} + b_2x_{t,2} + b_3x_{t,3} + e_t$$

여기에서  $t = p+1, \dots, T$

- 현재시점이 T분기라면 모형의 계수값을 T-1분기까지의 자료를 이용해 추정하고, 공표되지 않은  $y_T$ 를  $y_{T-1} \sim y_{T-p}$  및  $x_{T,1}$ ,  $x_{T,2}$ ,  $x_{T,3}$ 를 이용해서 예측
- 예측시점은 T분기의 초월 말, 중월 말 및 말월 말을 고려
  - T분기에  $y_{T-2}$ 까지의 자료는 항상 모두 존재하나  $y_{T-1}$ 는 속보치가 T분기의 초월 25일경에 그리고 잠정치가 말월 5일경에 발표
  - 예측치를 구성하는 시점이 초월 말 또는 중월 말인 경우  $y_{T-1}$ 의 속보치를, 말월 말인 경우 잠정치를 사용할 수 있음
  - 본 연구에서는 속보치의 시계열 구성이 어려운 점을 고려하여 속보치와 잠정치를 구분하지 않고 연구시점에서 확정되어 있는 수치로 연구를 진행

3) 한국은행은 2006년부터 GDP 성장률의 주지표로써 전기대비 성장률을 사용하며 전년동기대비 성장률은 보조지표로 편제하고 있음. 본 연구도 주지표인 전기대비 실질 GDP 성장률 (계절조정)을 중심으로 진행하는 한편 보조지표인 전년동기대비 실질 GDP 성장률 (원계열)에 대한 분석결과도 첨부함

- 예측식은  $\hat{y}_T = a_0 + a_1y_{T-1} + \dots + a_p y_{T-p} + b_1x_{T,1} + b_2x_{T,2} + b_3x_{T,3}$ 로 표현해 볼 수 있으나,  $x_{T,1}, x_{T,2}, x_{T,3}$ 은 초월에서 말월로 가면서 순차적으로 가용해지며 각 예측 시점에서의 결측치는 자기회귀 모형의 예측치로 대체 ([표 1] 참조)
- $x_t$ 의 시차항을 추가적으로 포함하여 ARX모형을 ARDL모형 (autoregressive distributed lag model, ARDL model)으로 확장할 수 있으나  $x_t$ 의 시차항은 이미 포함된  $y_t$ 의 시차항을 통해  $y_t$ 에 연결되므로 ARX모형만을 분석

### (1) 월별 자료

□ 본 연구는 선행연구의 결과를 반영하여 다음의 월별 변수를 고려함

- 공표시차가 없는 자료: 종합주가지수, 환율 (명목 원/달러), 기업경기조사 (종합실적, 종합전망)
- 공표시차가 1개월인 자료: 산업생산지수 (전산업, 광공업, 제조업, 서비스업, 공공행정), 경기종합지수 (선행지수, 동행지수, 선행지수 순환변동치, 동행지수 순환변동치)
- 공표시차가 2개월인 자료: 통화량 (M1, M2)

□ 모형에 사용된 월별 자료의 공표시차와 예측시점에 따라  $x_{T-1,3}, x_{T,1}, x_{T,2}, x_{T,3}$ 의 가용 여부가 결정되며, 공표시차 및 예측시점별 결측치는 다음과 같음

[표 1] 공표시차 및 예측시점 별 결측치

예측시점	공표시차		
	없음	1개월	2개월
초월말	$x_{T,2}, x_{T,3}$	$x_{T,1}, x_{T,2}, x_{T,3}$	$x_{T-1,3}, x_{T,1}, x_{T,2}, x_{T,3}$
중월말	$x_{T,3}$	$x_{T,2}, x_{T,3}$	$x_{T,1}, x_{T,2}, x_{T,3}$
말월말	-	$x_{T,3}$	$x_{T,2}, x_{T,3}$

○ 상기의 결측치는 표준적인 자기회귀 모형 (autoregressive model, AR model)의 예측치로 대체

– 자기회귀 차수는 3으로 고정하고 최소자승법으로 추정

○ 이는 Barhoumi et al. (2008), 최병재·한진현 (2014) 등 선행연구에서 사용한 방법임

□ 공표시차가 없거나 1개월인 경우  $T$ 분기의 초월 말에 추정에 필요한  $T-1$ 분기까지의 모든 월별 자료가 가용하게 됨

○  $T$ 분기의 초월 말부터 말월 말로 이동하면서 모형 추정치에 변화가 없음

□ 공표시차가 2개월인 경우  $T$ 분기의 초월 말에  $x_{T-1,3}$  값이 미공표 상태여서 예측치로 대체하여 모형을 추정하고, 중월 말과 말월 말에는 실측치를 사용하여 모형을 재추정함

○ 공표시차가 2개월인 월별 자료를 이용하여  $T$ 분기의 초월 말에 추정할 경우 사용하는 자료는 다음과 같음

$$y_{p+1} = a_0 + a_1 y_p + \dots + a_p y_1 + b_1 x_{p+1,1} + b_2 x_{p+1,2} + b_3 x_{p+1,3} + e_{p+1}$$

⋮

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + \dots + a_p y_{t-p} + b_1 x_{t,1} + b_2 x_{t,2} + b_3 x_{t,3} + e_t$$

⋮

$$y_{T-1} = a_0 + a_1 y_{T-2} + \dots + a_p y_{T-p-1} + b_1 x_{T-1,1} + b_2 x_{T-1,2} + b_3 \hat{x}_{T-1,3} + e_t$$

○  $T$ 분기의 중월 및 말월 말에 추정할 경우 사용하는  $\hat{x}_{T-1,3}$ 를 실제 관측치인  $x_{T-1,3}$ 으로 대체

## (2) 추정표본

- 모수추정을 위한 추정표본은 축차법과 순차이동법을 모두 고려
  - 관련 문헌의 선행연구들은 예측대상 시계열이 안정적인 경우에는 축차법이, 시계열에 구조변화가 포함된 경우에는 순차이동법이 유리한 것으로 보고하고 있음
    - 축차법은 시간의 흐름에 따라 추정구간을 확대하여 새로운 자료를 계속 추가하는 방법이며, 순차이동법은 시간의 흐름에 따라 고정된 길이의 추정구간을 이동시켜 새로운 자료를 추가하는 동시에 가장 오래된 자료는 제외시키는 방법임
  - 축차법의 추정표본은 2000년 1분기에서 예측시행 시점까지, 순차이동법의 경우 예측시행 시점 직전 5년으로 설정

## (3) 자기회귀 차수의 결정

- 자기회귀 차수 ( $p$ )는 아카이케 정보기준 (akaike information criterion, AIC) 또는 베이지안 정보기준 (bayesian information criterion, BIC)을 이용하여 설정함
  - 허용가능한 최대차수  $p_{\max}$ 를 4분기로 설정하고 동 범위내에서 아래의 정보기준을 최소화하는 차수로 자기회귀 차수를 설정

$$AIC(p) = \log(\hat{\sigma}_p^2) + \frac{2(p+1)}{T-p_{\max}}$$

$$BIC(p) = \log(\hat{\sigma}_p^2) + \frac{\log(T)(p+1)}{T-p_{\max}}$$

여기에서  $\hat{\sigma}_p^2$ 는 ARX( $p$ ) 모형의 잔차제곱의 평균값임

- AIC는 BIC보다 차수를 높게 설정하는 경향이 있어 예측대상 시계열이 높은 자기상관이 있는 경우에 유리하지만, 자기상관이 크지 않으면 over-fitting의 문제가 발생하여 예측력이 오히려 하락할 수 있음

- 매 기 예측치를 구성하기 전에 자기회귀 차수를 새롭게 설정하는 방법과 더불어 1차와 3차를 계속 유지하는 방법을 모두 고려함

#### (4) 추정방법

- 모수에 대한 추정은 최소자승법과 베이지언 회귀식 추정법을 모두 분석함
  - ARX모형은 기본적으로 선형회귀식의 형태로 나타낼 수 있음
    - $W$ 와  $y$ 를 각각 설명변수와 피설명변수의 행렬이라고 하고  $\theta$ 를 모수 열벡터라고 하면 기본 예측모형은  $y = W\theta + e$ 으로 표현됨
  - 최소자승 추정치는 다음의 식으로 주어짐

$$\hat{\theta} = (W'W)^{-1}W'y$$

- 베이지언 추정을 위해서 정규분포의 가정을 도입하고 벡터 자기회귀 모형에서 자주 사용되는 미네소타 또는 리터만 사전분포를 ARX모형에 맞게 다소 변형하여 적용하며, 이 때  $\theta$ 에 대한 베이지언 추정치, 즉  $\theta$ 의 사후분포의 중간값은 다음의 식으로 주어짐

$$\hat{\theta}_B = [V^{-1} + \sigma^{-2}W'W]^{-1}[V^{-1}\theta_0 + \sigma^{-2}W'y]$$

여기에서  $\theta_0$ 와  $V$ 는  $\theta$ 에 대한 사전분포의 기댓값과 분산공분산에 해당됨

- 사전분포의 기댓값은 영벡터로 설정
- 분산공분산은 대각행렬로 설정하되, 상수항 및 월별 자료의 계수에 대해서는 매우 약한 형태의 사전분포를 부여
- 자기회귀항의 계수에 대해서는 차수가 올라갈수록 강한 형태의 사전분포를 설정



## 나. 결합 예측모형

- 결합예측치는 240개 기본 예측모형이 생성한 예측치의 가중평균으로 산출하며 가중치가 자료와 무관하게 고정된 경우와 때 예측시점에서 새롭게 계산되는 경우를 고려
  
- 고정가중치를 사용하는 결합 예측모형으로는 19개를 고려함
  - 평균은 동일한 가중치를 사용하는 단순평균 모형만 고려
  - 240개 기본 예측모형 전체를 대상으로 전체평균 모형 (1), 월별 자료의 공표시차별 평균을 계산하는 공표시차별 평균모형 (3), 월별 자료별 평균모형 (15)을 고려
  
- 변동가중치 모형은 예측시점에서 각 기본 예측모형의 예측력을 평가하여 상위 10~50%의 예측모형을 선별하고 이들 모형이 생성한 예측치의 단순평균을 도출
  - 예측력은 추정시점에서 직전 5년을 사전평가 기간으로 설정하고 동 기간에 대해 모형별 제공근평균자승오차 (root mean square error, RMSE)와 평균절대오차 (mean absolute error, MAE)를 계산하여 평가
    - 평가는 매 분기 초월에 1회만 실시하여 초월 말, 중월 말, 말월 말 변동가중치 결합 예측모형 설정에 이용
  - 이는 예측력에 따라 클러스터링을 실시하고 최상위 클러스터에서 단순평균을 이용한 결합예측을 실시하는 것과 동일
  - 여타의 클러스터링 기법이 존재하나 선행연구에서 최상위 클러스터의 단순평균법이 가장 뛰어난 것으로 나타남
  - 클러스터의 설정법에 따라 3개의 모형을 고려
  
- 19개의 고정가중치 모형과 3개의 변동가중치 모형 등 총 22개의 결합 예측모형을 구축

[표 3] 결합 예측모형의 구성

결합 예측모형 개수	고정가중치 (19개)		변동가중치 (3개)	
	22	평균대상	전체 (1개)	최상위 클러스터 범위
공표시차별 (3개)			30%	
월별 변수별 (15개)			50%	

## 2. 예측모형 평가

### 가. 이용 자료

- 2000년 1분기 또는 1월부터 2020년 1분기까지의 자료를 이용
  - 각 자료별 세부내역은 다음의 표와 같음

[표 4] 이용 자료 목록

구분	자료명	세부항목	자료출처	발표시차
분기자료	GDP 성장률	실질, 계절조정, 전기대비	한국은행	1분기
		실질, 원계열, 전년동기대비		
월자료	종합주가지수 (KOSPI)	KOSPI, 월평균	한국은행	없음
월자료	환율 (FOREX)	명목, 원/달러	한국은행	
월자료	기업경기조사 (BSI)	종합실적(T)	전국경제인연합회	
		종합전망(P)		

월자료	산업생산지수 (IP)	전산업(T)	통계청	1개월
		광공업(M)		
		건설업(C)		
		서비스업(S)		
		공공행정(P)		
월자료	경기종합지수 (CEI)	선행지수(P)	통계청	1개월
		동행지수(C)		
		선행지수 순환변동치(PF)		
		동행지수 순환변동치(CF)		
월자료	통화량	M1	한국은행	2개월
		M2		

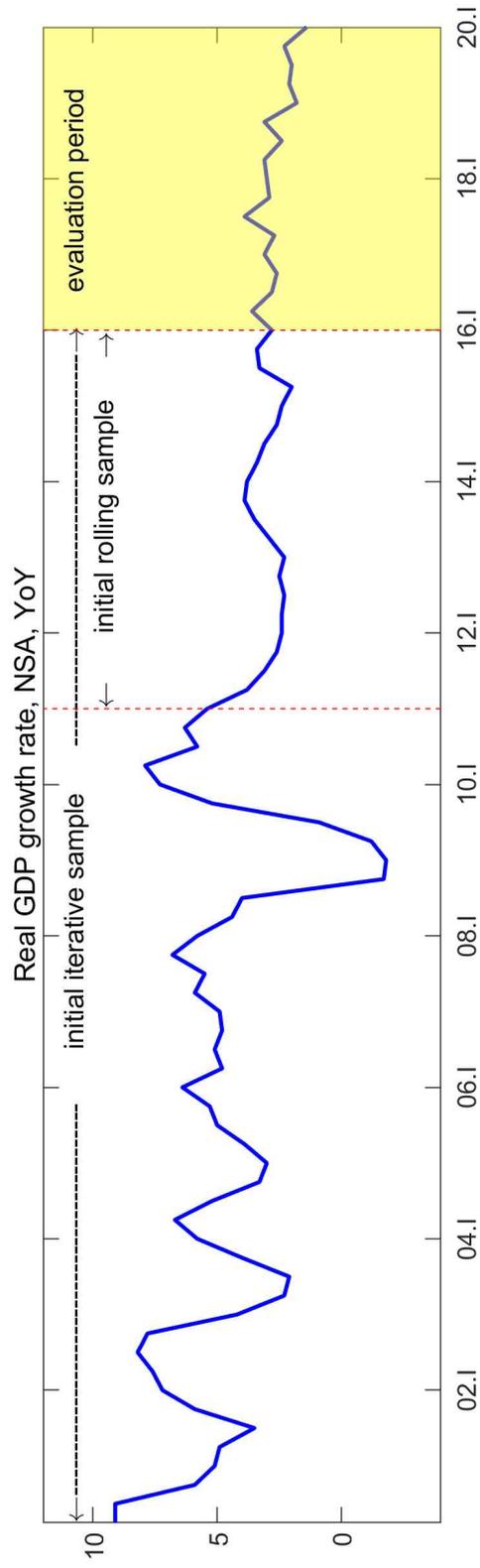
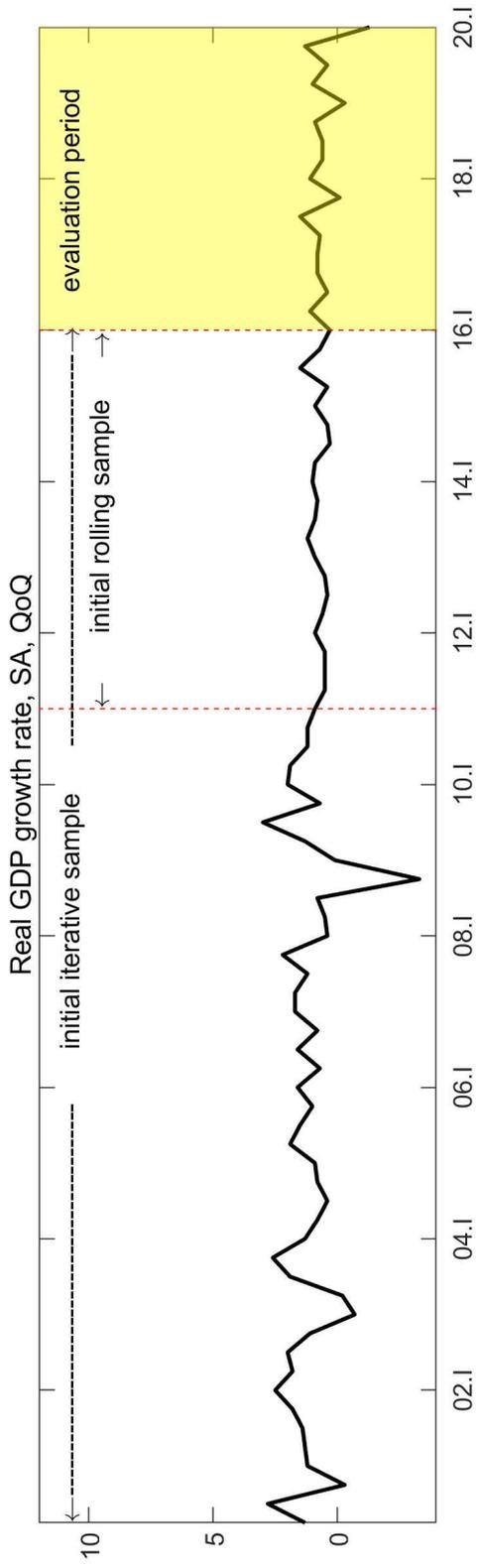
- 향후 예측모형의 영속적 운영 가능 여부도 고려하여 모든 자료를 정부, 중앙은행 등 공공부문 및 준공공부문에서 오랜 기간 유지되어 온 것으로 선정

□ [그림 2]는 실질 GDP 성장률 자료를 2000년 1분기에서 2020년 1분기까지 보여줌

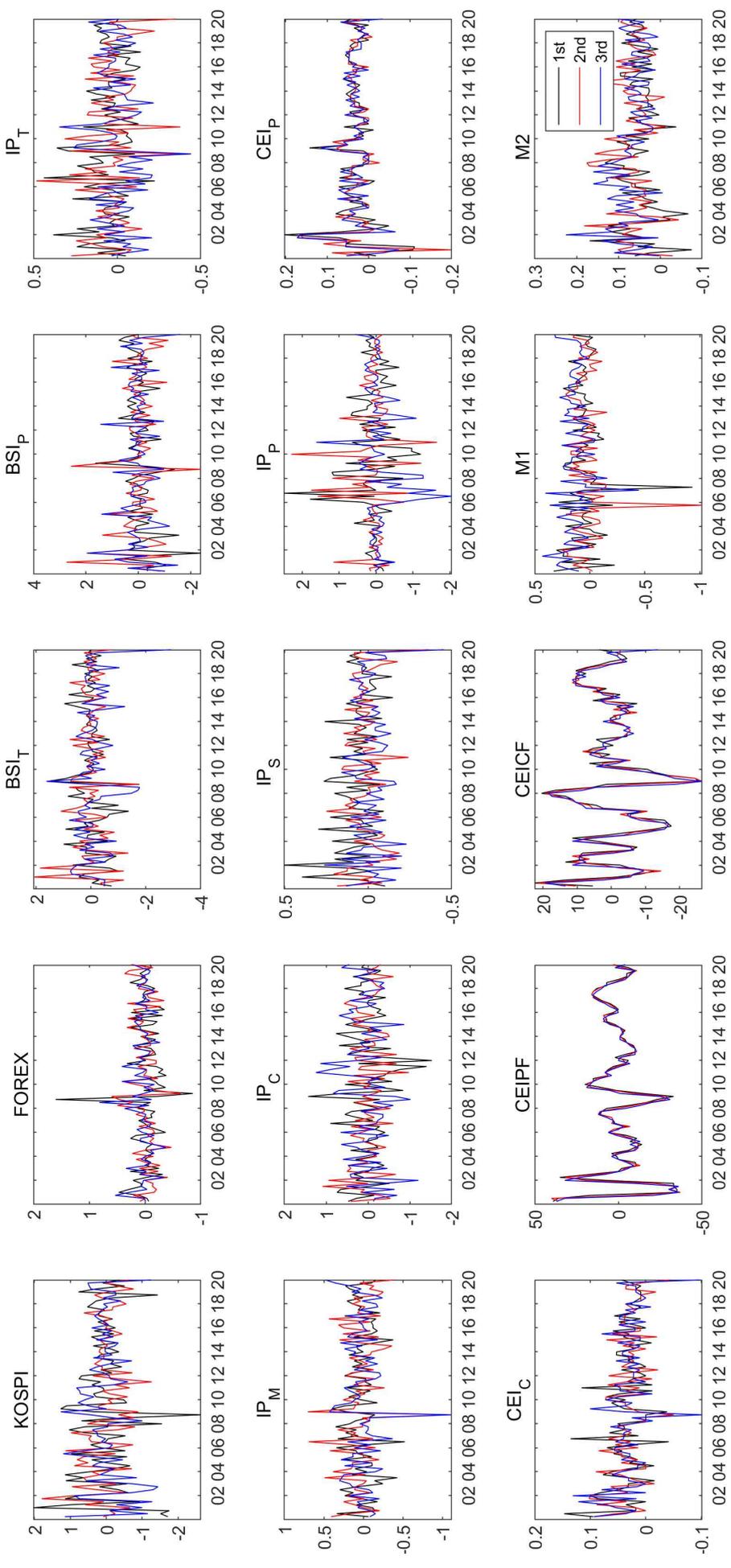
- 상단에 표시된 시계열이 계절조정이 이루어진 직전 분기 대비 실질 GDP 성장률 (전기 대비 실질 GDP 성장률)이며, 하단에 표시된 시계열이 계절조정을 하지 않은 전년도 동분기 대비 실질 GDP 성장률 (전년동기대비 실질 GDP 성장률)임
- 전기대비 실질 GDP 성장률이 전년동기대비 실질 GDP 성장률에 비해 변동폭이 작은 안정적인 모습을 나타내고 있음

□ [그림 3]은 월별 자료를 2000년 1분기에서 2020년 1분기까지 보여줌

- 각 월별 자료는 단위근 검정결과에 바탕을 두고 적절한 수의 차분을 취해 안정적인 시계열로 변환하였음
- 개별 상자의 제목은 [표 4]에 명시된 자료별 영문약자와 동일함
- 각 분기의 초월, 중월, 말월을 각각 검은색, 빨간색, 파란색으로 표시
- 대부분의 변수에서 초월, 중월, 말월 값이 상당한 차이를 보이고 있으나 경기종합지수(CEI)의 경우 차이가 크지 않음



[그림 2] 실질 GDP 성장률



[그림 3] 월별 자료의 시간 추이

## 나. 예측력 비교

□ 구축된 240개 기본 예측모형과 22개 결합 예측모형의 표본외 (out-of-sample) 예측력을 비교

□ 평가기간은 비교적 최근인 2016년 1분기 이후로 설정

○ 추정기간 내에 1998년 외환위기와 2008년 금융위기가 포함되고 평가기간 말미에 최근의 코로나 관련 경제상황이 포함

□ 평가기준은 제곱근평균자승오차 (RMSE)와 평균절대오차 (MAE)를 사용

○  $T_e$ 를 마지막 자료의 관측시점,  $T_s + 1$ 를 평가기간의 최초시점,  $\hat{y}_{T,1}$ ,  $\hat{y}_{T,2}$ ,  $\hat{y}_{T,3}$ 를  $T$ 분기 GDP 성장률에 대한 초월 말, 중월 말, 말월 말에 생성한 예측치라고 하면 모든 예측시점에서 생성한 예측치에 대한 종합평가기준으로 다음과 같이 정의된 RMSE와 MAE를 사용함

$$- \text{(종합) } RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{T=T_s+1}^{T_e} [(y_T - \hat{y}_{T,1})^2 + (y_T - \hat{y}_{T,2})^2 + (y_T - \hat{y}_{T,3})^2]}{3(T_e - T_s)}}$$

$$- \text{(종합) } MAE = \frac{\sum_{T=T_s+1}^{T_e} [ |y_T - \hat{y}_{T,1}| + |y_T - \hat{y}_{T,2}| + |y_T - \hat{y}_{T,3}| ]}{3(T_e - T_s)}$$

○ 각 분기의 초월 말, 중월 말, 말월 말에 생성된 예측치의 예측성과를 별도로 파악하기 위한 예측시점별 평가기준으로 다음을 사용함

$$- \text{(초월)} \quad RMSE_1 = \sqrt{\frac{\sum_{T=T_s+1}^{T_e} (y_T - \hat{y}_{T,1})^2}{T_e - T_s}}$$

$$- \text{(중월)} \quad RMSE_2 = \sqrt{\frac{\sum_{T=T_s+1}^{T_e} (y_T - \hat{y}_{T,2})^2}{T_e - T_s}}$$

$$- \text{(말월)} \quad RMSE_3 = \sqrt{\frac{\sum_{T=T_s+1}^{T_e} (y_T - \hat{y}_{T,3})^2}{T_e - T_s}}$$

$$- \text{(초월)} \quad MAE_1 = \frac{\sum_{T=T_s+1}^{T_e} |y_T - \hat{y}_{T,1}|}{T_e - T_s}$$

$$- \text{(중월)} \quad MAE_2 = \frac{\sum_{T=T_s+1}^{T_e} |y_T - \hat{y}_{T,2}|}{T_e - T_s}$$

$$- \text{(말월)} \quad MAE_3 = \frac{\sum_{T=T_s+1}^{T_e} |y_T - \hat{y}_{T,3}|}{T_e - T_s}$$

□ 예측력 평가는 예측방법의 유용성을 일반론적인 차원에서 분석하는 것에 덧붙여서, 실무에서 유용하게 사용할 수 있는 월별 변수 및 모형 설정을 선별하는 중요한 의의가 있음

□ 예측시점별 평가기준을 이용하면 초월 말에서 말월 말로 이동함에 따라 예측치의 정확도가 높아지는 정도를 평가할 수 있으며, 이를 통해 특정 월별 변수가 실질 GDP 성장

를에 대해 담고 있는 정보의 양을 가늠해 볼 수 있음

- 제곱근평균자승오차 (RMSE)와 평균절대오차 (MAE)를 비교해 보면, RMSE는 절댓값이 1보다 큰 오차를 더욱 크게 만들기 때문에 평가기간 중에 큰 오차를 범한 모형에 불리하며 작은 오차만을 지속적으로 범하는 모형에 유리

### Ⅲ. 예측력 평가결과

#### 1. 전기대비 실질 GDP 성장률, 계절조정 (real GDP growth rate, SA, QoQ)

##### 가. 제곱근평균자승오차 (RMSE)

□ [그림 4]는 240개 기본 예측모형의 초월, 중월 말월 예측성과를 포괄하는 종합 RMSE를 히스토그램으로 보여줌

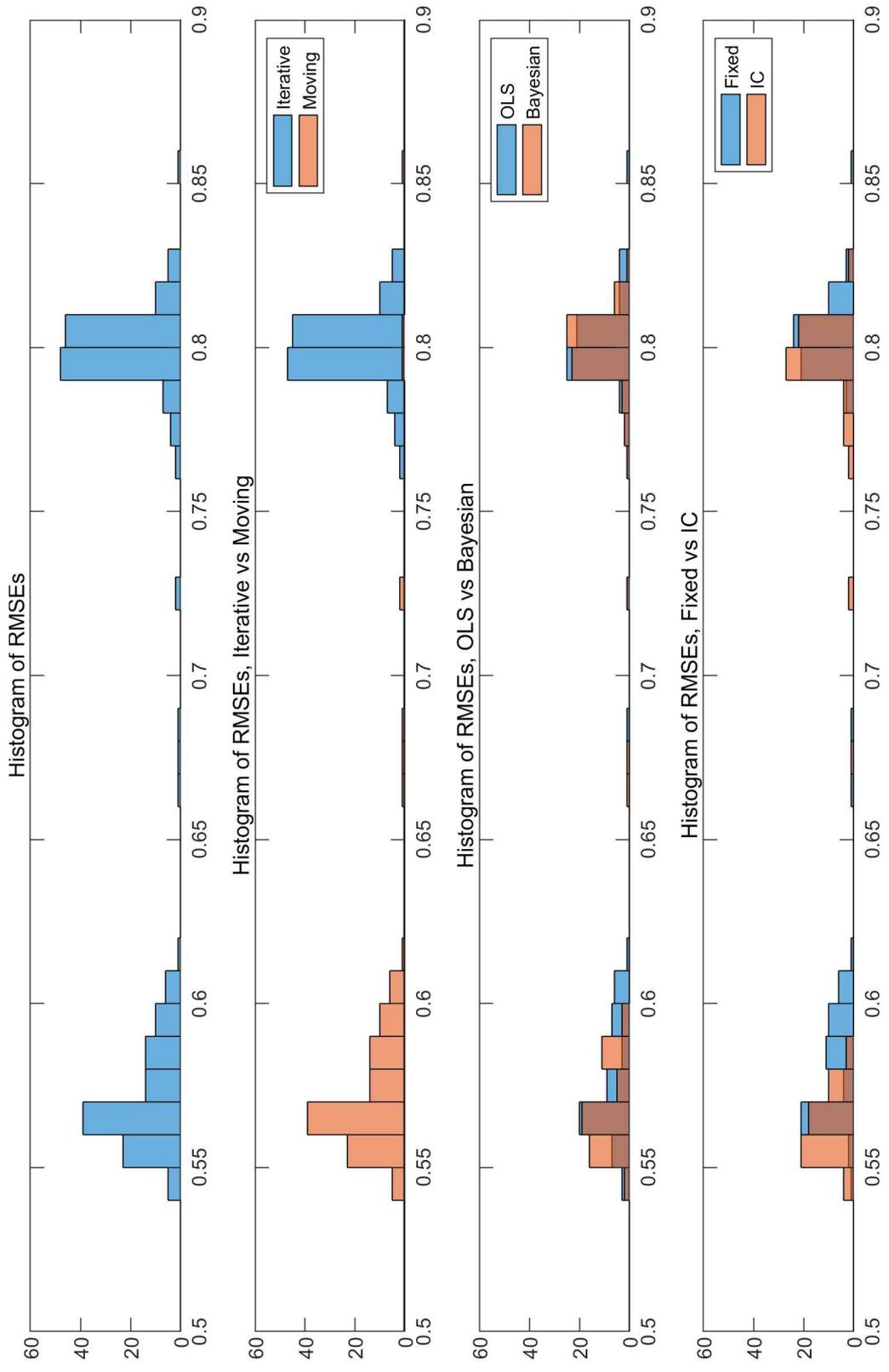
- 최상단의 히스토그램은 개별 모형을 별도로 구분하지 않고 히스토그램을 작성하여 RMSE의 전체적인 분포를 보여주며 0.55~0.6 및 0.8 주변에 쌍봉의 형태로 나타난 것이 가장 큰 특징임
  - 월별 자료를 사용하지 않고 실질 GDP 성장률의 분기 자료만을 AR(2)모형으로 예측할 경우 RMSE는 약 0.79수준임
  - 월별 자료를 이용할 때 대부분의 경우에서 예측력이 높아지는 것으로 나타남
- 두 번째 그래프는 개별 모형을 추정표본의 종류 - 축차법 (파란색) 및 순차이동법 (주황색)으로 나누어 히스토그램을 보여줌
  - 순차이동법을 사용하는 예측모형의 성과가 모두 0.55~0.6 주변에 분포하고 축차이동법을 사용하는 예측모형의 성과는 모두 0.8 주변에 분포하는 것으로 나타나 순차이동법이 절대적으로 우월한 것으로 나타남
  - 순차이동법의 예측력은 이동구간의 크기에 따라 달라지나, 이동구간의 크기가 4~10년인 경우 축차법보다 대체로 우수하게 나타남
- 세 번째 그래프는 추정방법 - 최소자승 (파란색) 및 베이지언 (주황색)으로 나누어 히스토그램을 보여줌
  - 두 추정방법 모두 쌍봉에 고르게 분포하여 특정 추정방법이 절대적으로 우월하지는 않은 것으로 나타났으나, 순차이동법에 한정하여 비교할 경우 베이지언 추정방법이 다소 우월한 것으로 나타남
  - 베이지언 추정법은 릿지-추정법의 형태를 띠며 추정표본이 변화함에 따라 추정

치가 급격히 변동하며 표본내 과적합 (over-fitting)을 초래하고 표본외 예측성과를 저해하는 현상을 방지하는 데에 기여하는 것으로 판단됨

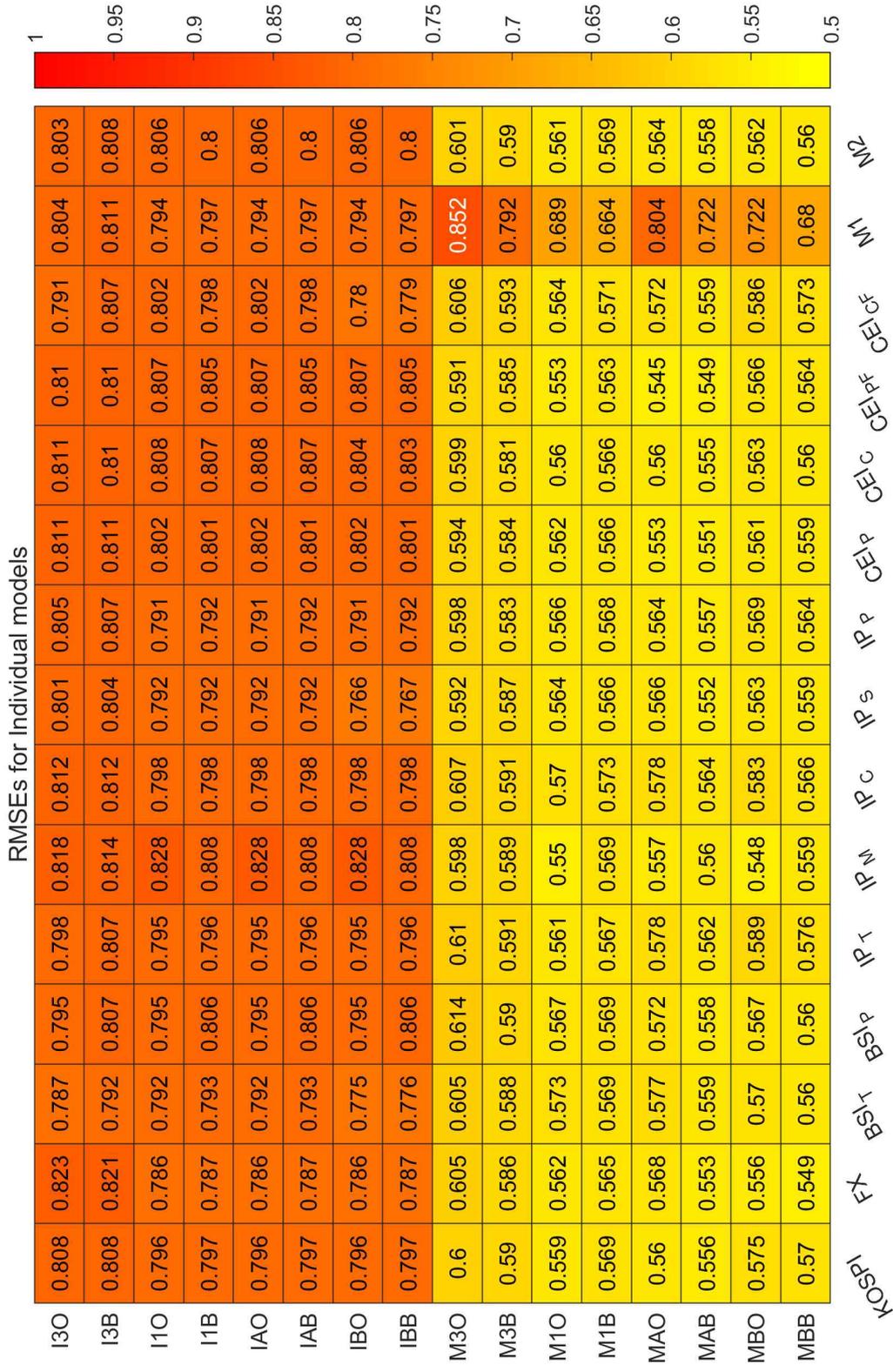
- 네 번째 그래프는 자기회귀 차수의 선택방법 - IC/고정으로 나누어 히스토그램을 보여줌
  - 추정방법으로 구분한 세 번째 그래프와 상당히 유사함
  - 차수의 선택 또는 고정이 예측력에 큰 영향을 주지 않는 것으로 나타났으며, 순차이동법에 한정하여 비교하면 매 기 차수를 선택하는 경우가 고정값을 사용하는 경우보다 다소 우월한 것으로 나타남

□ [그림 5]는 240개 기본 예측모형의 RMSE값을 히트맵의 형태로 나타냄

- 가장 예측력이 우수한 경우가 노란색 열등한 경우가 빨간색으로 표시
- 수직좌측에 3글자로 각 추정모형의 추정표본 (I:축차, M:순차이동), 자기회귀 차수선택 (3: 3차로 고정, 1: 1차로 고정, A: AIC, B: BIC), 추정방법 (O: 최소자승, B: 베이지언)을 표시
- 수평축에 사용된 월별 자료를 표시
- [그림 4]의 히스토그램에서 본 것처럼 축차 표본을 사용하는 모형이 모두 빨간색 계열로 나타나고 순차이동 표본을 사용한 경우 대부분 노란색으로 표시되었으나, M1 통화량을 사용한 경우에는 추정표본의 종류와 상관없이 예측력이 나쁘게 나타남
- 순차이동 표본을 사용한 경우만을 비교하면 자기회귀 차수를 3차로 고정한 경우가 다소 진한 노란색으로 표시되어 예측력이 나쁜 것으로 나타남



[그림 4] 기본 예측모형의 예측성과 분포, RMSE, 전기대비



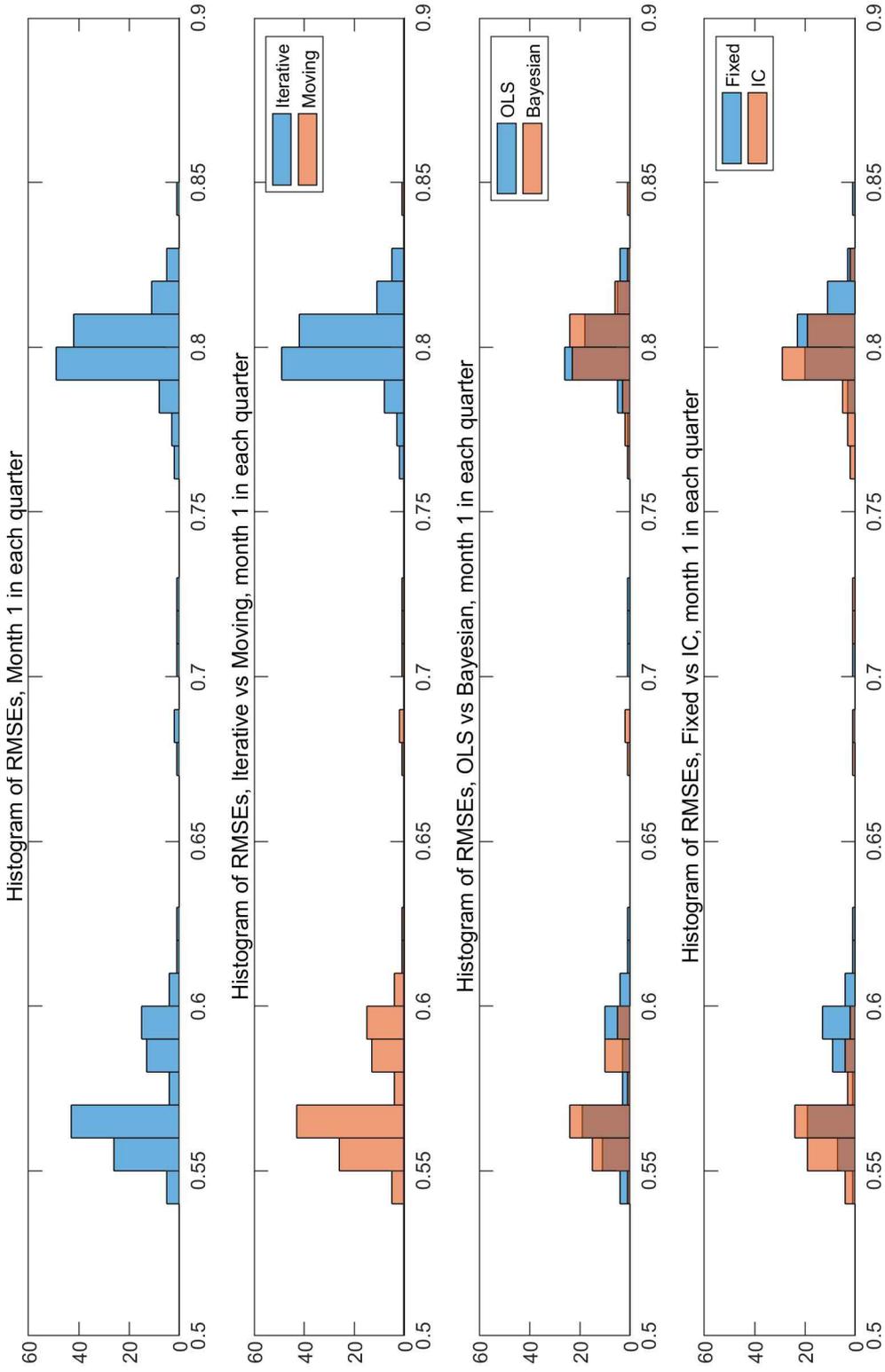
[그림 5] 개별 예측모형의 예측성과 히트맵, RMSE, 전기대비

□ [그림 6], [그림 8], [그림 10]은 개별 모형의 초월 말, 중월 말, 말월 말 예측치의 RMSE를 히스토그램으로 나타냄

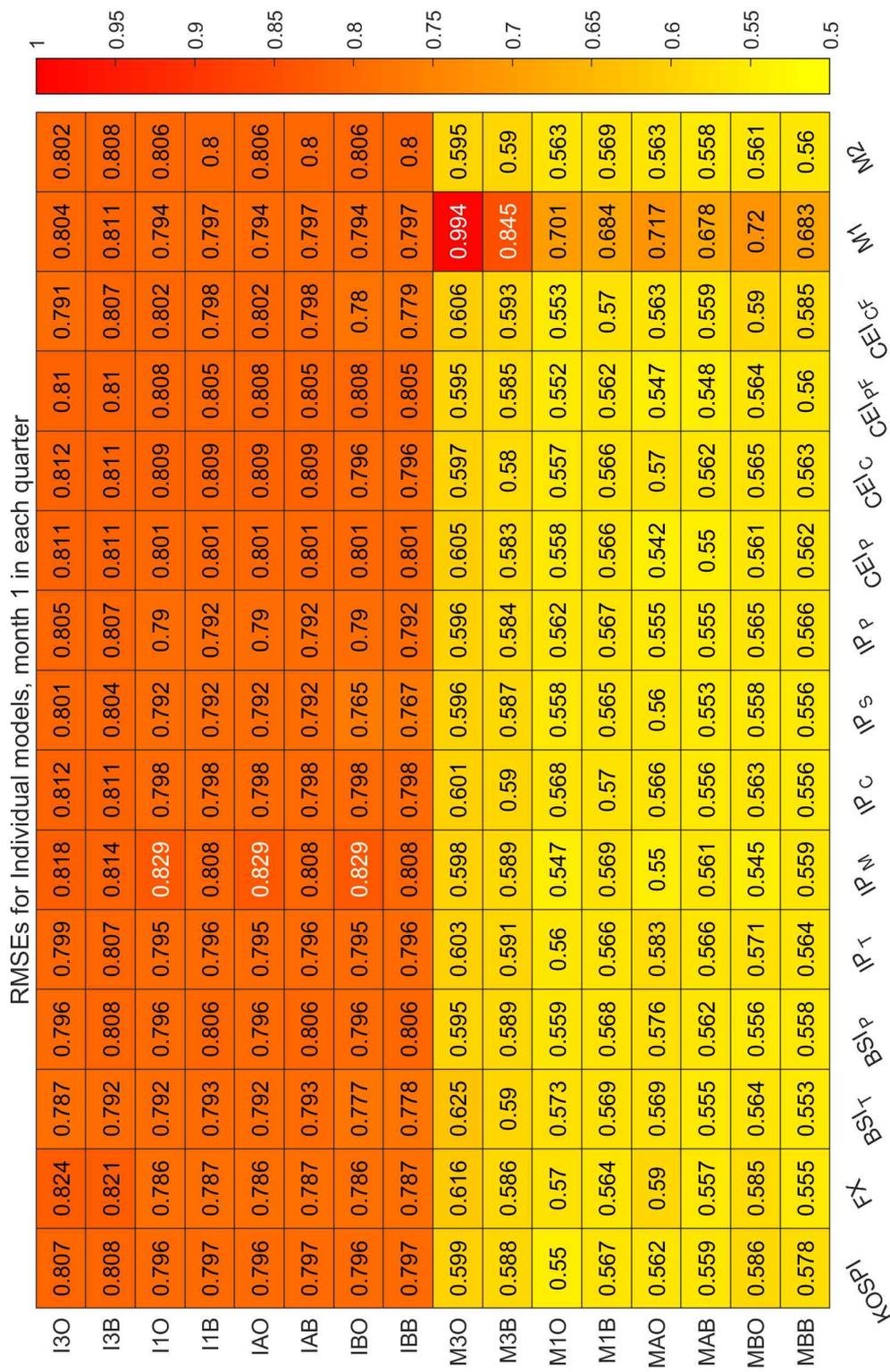
- 직관적으로 생각해보면 초월에서 중월 그리고 말월로 진행하면서 해당 분기의 경제활동에 대해 더 많은 정보가 공개됨에 따라 예측력이 제고될 것 같으나, 실제로는 예측성과의 분포가 크게 변하지 않는 것으로 나타남
- 공표시차가 2개월인 변수를 제외하고 모형에 대한 추정치는 초월 말부터 말월 말까지 변하지 않기 때문에 예측치 자체가 초월 말부터 말월 말까지 크게 변하지 않는 것이 주 원인인 것으로 생각됨
  - 예측식에 직접 포함된 월별 변수의  $T$ 분기 값은 초월 말에서 말월 말로 진행하면서 결측치에 대한 대체치가 실측치로 교체되기는 하나 대체치가 실측치에 대해 일정한 설명력을 지님에 따라 실질 GDP 예측치에 미치는 영향이 제한적인 것으로 나타남
  - 또한 초월 말에는 전 분기 실질 GDP에 대한 속보치만 존재하나, 본 연구에서는 연구시점에서 가용한 확정치를 사용함에 따라 초월 말의 예측력을 다소 과대 평가할 가능성도 있음

□ [그림 7], [그림 9], [그림 11]은 개별 모형의 초월 말, 중월 말, 말월 말 예측치의 RMSE를 히트맵의 형태로 나타냄

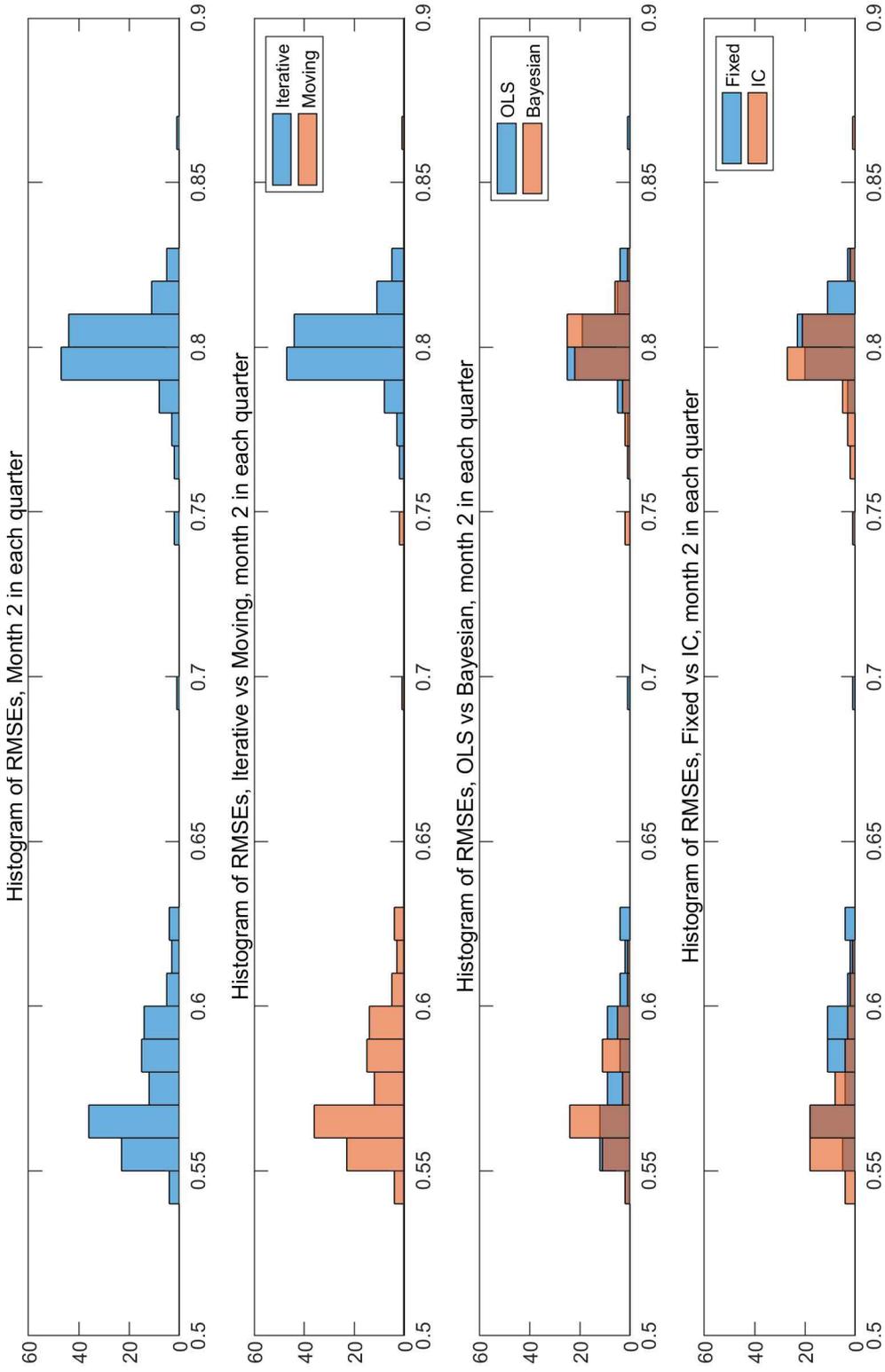
- [그림 5]에 나타난 종합 RMSE와 초월, 중월, 말월의 RMSE가 대체로 비슷하게 나타남
- 예측성과가 가장 많이 변한 것은 예측성과가 가장 나쁘게 나타난 통화량 M1을 사용하는 경우이며, 중월 말이 초월 말 및 말월 말보다 예측력이 좋은 것이 특징



[그림 6] 기본 예측모형의 초월 말 예측성과 분포, RMSE, 전기대비

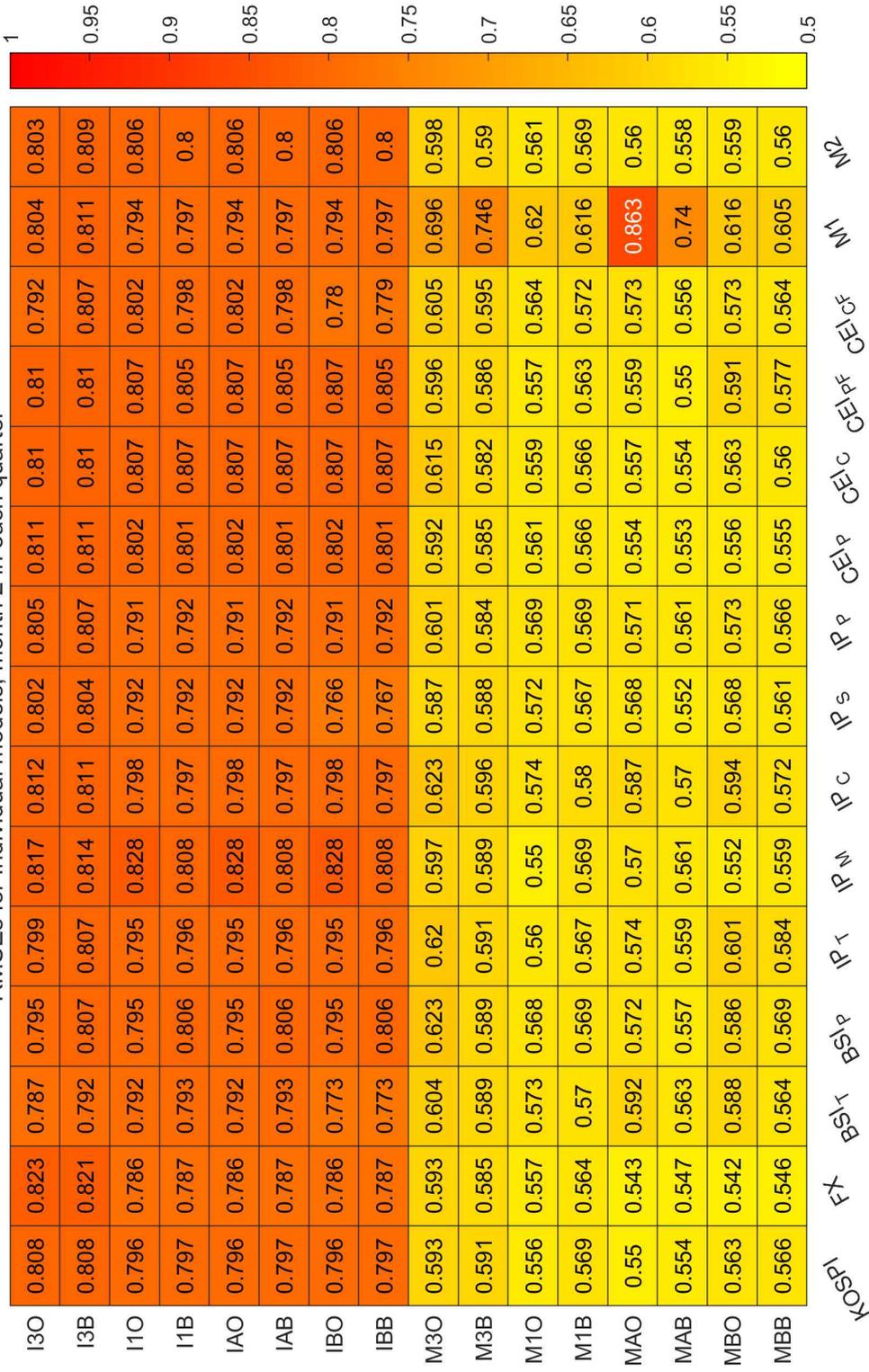


[그림 7] 개별 예측모형의 초월 말 예측성과 히트맵, RMSE, 전기대비

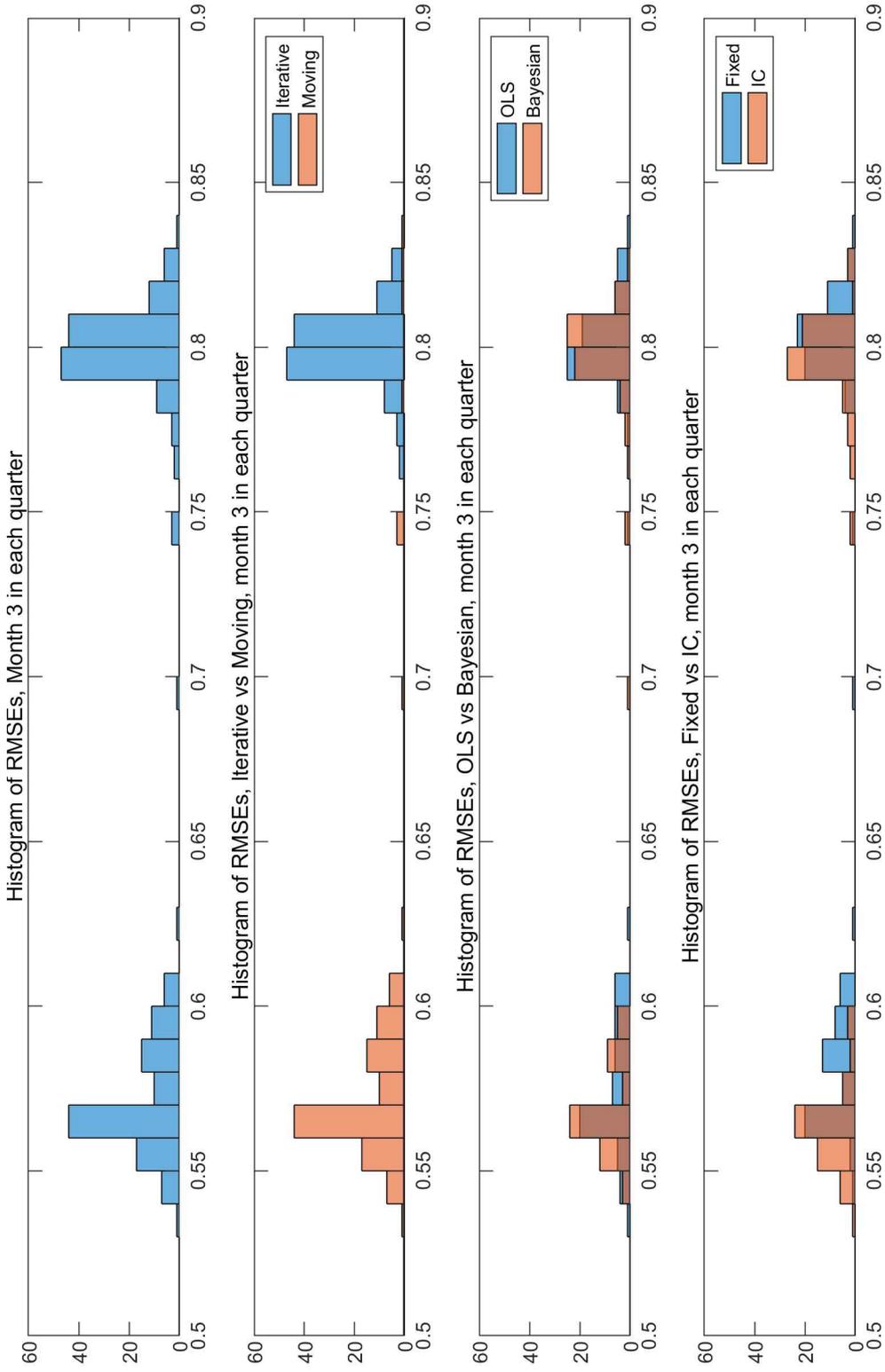


[그림 8] 기본 예측모형의 증월 말 예측성과 분포, RMSE, 전기대비

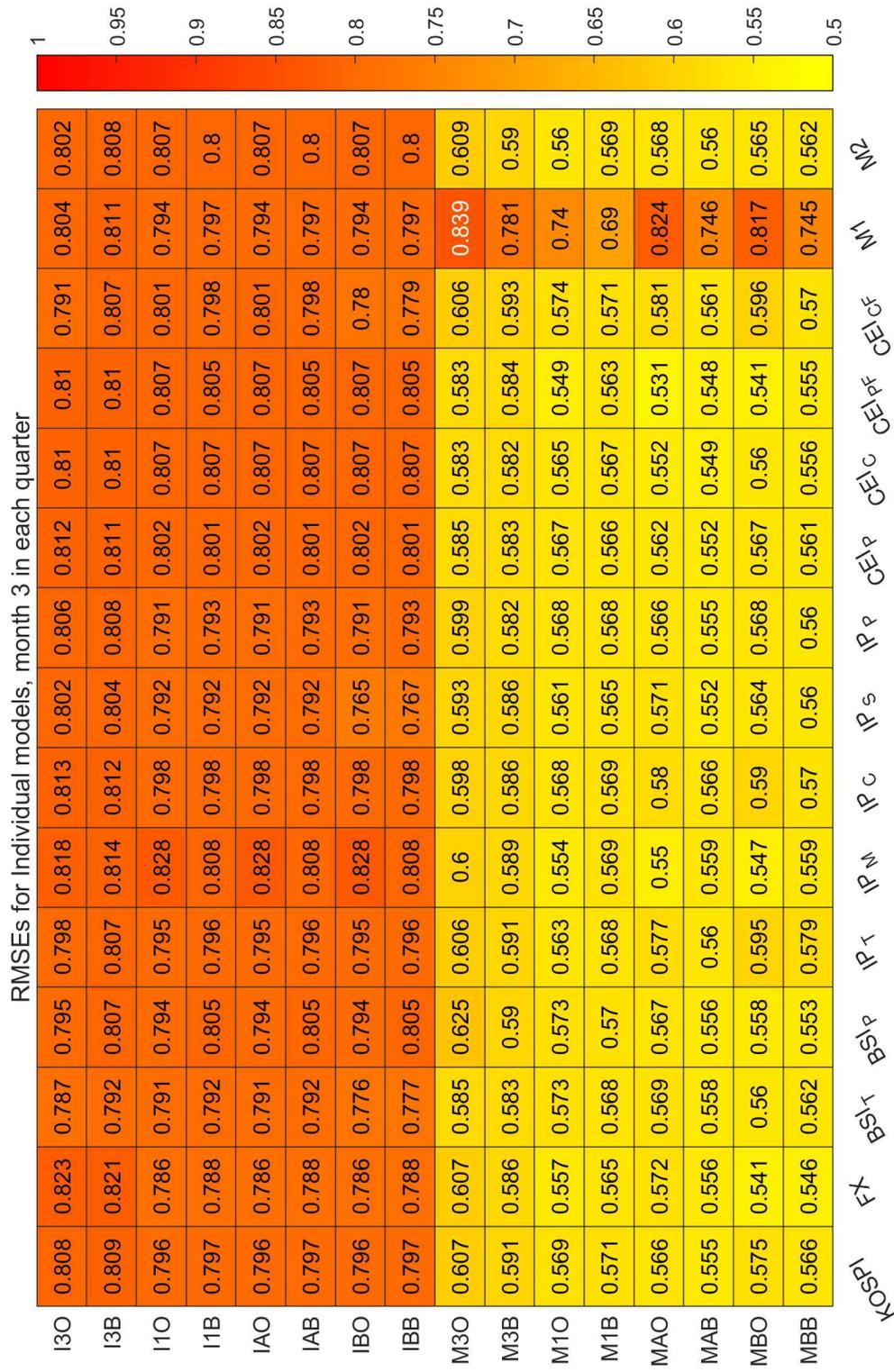
RMSEs for Individual models, month 2 in each quarter



[그림 9] 개별 예측모형의 중월 말 예측성과 히트맵, RMSE, 전기대비



[그림 10] 기본 예측모형의 말월 말 예측성과 분포, RMSE, 진기대비



[그림 11] 개별 예측모형의 말월 말 예측성과 히트맵, RMSE, 전기대비

□ [그림 12]는 결합 예측모형의 예측성과를 나타냄

- 최상단의 그래프에서 파란색으로 나타낸 히스토그램이 19개 고정가중치 모형 (전체평균 1개, 공표시차별 평균 3개, 월별 자료별 평균 15개)의 RMSE 분포에 해당하며, 주황색은 [그림 4]에 나타낸 기본 예측모형의 히스토그램을 참고용으로 재포함
  - 결합 예측모형의 예측성과는 기본 예측모형 예측성과의 두 봉우리 사이인 0.68 주변에 주로 분포
- 두 번째 그래프는 각 고정가중치 모형에서 축차 표본을 사용하는 모형을 제외할 경우 RMSE를 파란색 히스토그램으로 표현
  - 19개 결합 예측모형 중에서 17개가 순차 표본을 사용하는 기본 예측모형의 성과가 모여있는 첫 번째 봉우리에서도 하단에 주로 위치하여 우수한 예측력을 보임
- 세 번째 그래프는 고정가중치를 사용하는 19개 결합 예측모형의 RMSE와 클러스터링에 기반한 변동가중치를 이용하는 3개 결합 예측모형의 RMSE를 막대그래프의 형태로 나타냄
  - 고정가중치를 사용하는 결합 예측모형은 두 번째 그래프에서 보여준 모형들과 동일하게 순차이동 표본만을 결합시키는 모형들의 성과이며, 경기종합지수 (선행, 순환변동치)를 사용하는 모형의 결합예측치가 가장 낮은 RMSE를 보임 (0.556)
  - 변동가중치를 사용하는 결합 예측모형은 상위 10%, 30%, 50% 클러스터링을 C10, C30, C50으로 나타내었으며, 상위 30%를 이용하는 모형이 가장 낮은 RMSE를 보임 (0.559)
- 경기종합지수 (선행, 순환변동치)를 사용하는 모형들을 결합한 경우가 상위 30%를 사용하는 모형보다 미세하게 우수한 예측성과를 보였으나, 전자는 축차 표본을 이용하는 예측모형의 예측력이 나쁘다는 점을 사후적으로 반영하여 얻어진 모형인 반면, 후자는 사후 정보를 전혀 이용하지 않고 전체 240개 모형을 동일한 기준으로 매 예측시점에서 평가하여 얻어진 모형이라는 점에서 후자의 예측성과가 더욱 괄목할만함

□ [그림 13]의 상위 30% 클러스터링에 포함된 모형을 각 예측대상 분기마다 파란색으로 표시

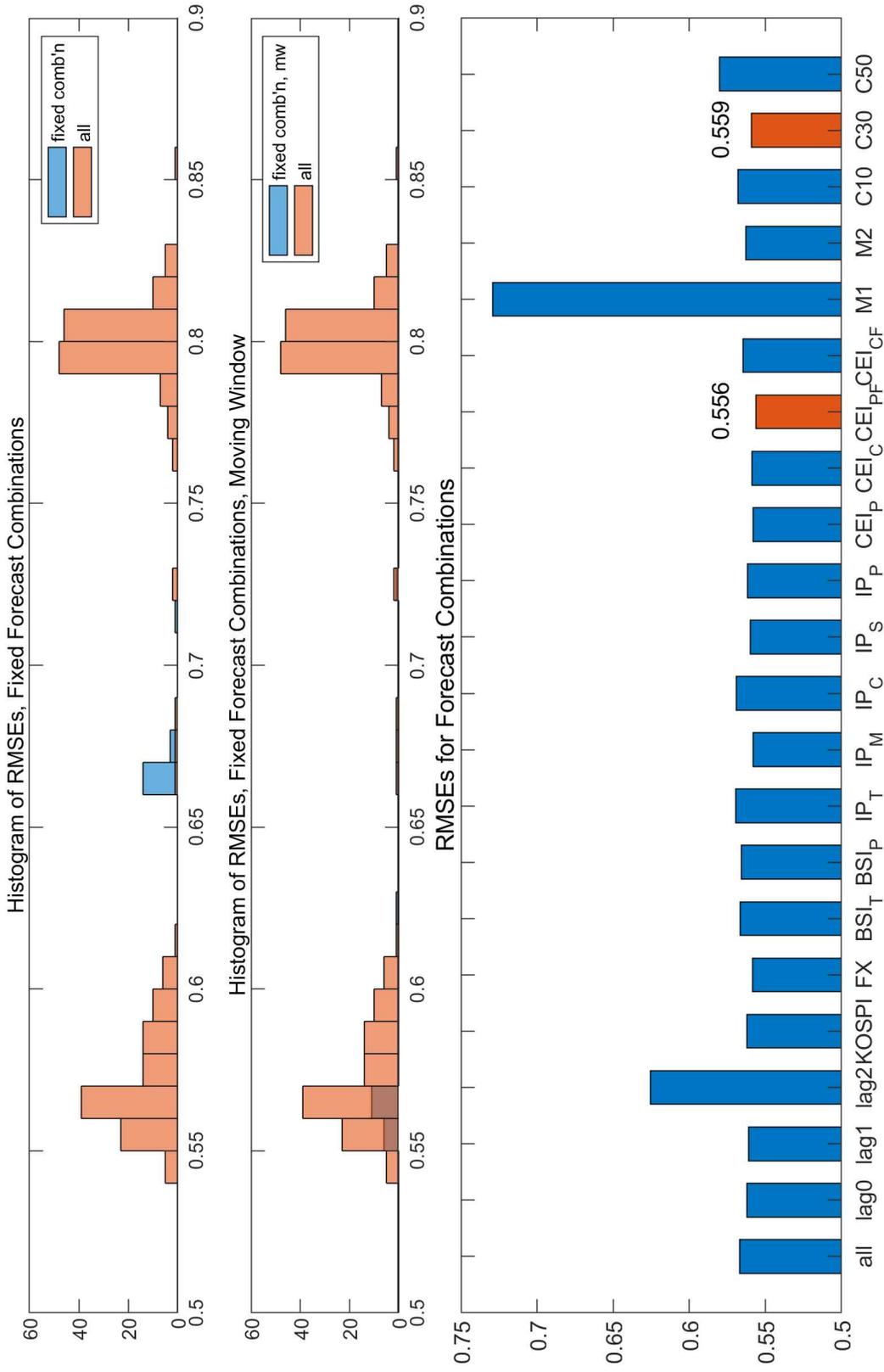
○ 하단 수평축은 월별 자료를 나타내며 하얀색은 축차 표본, 노란색은 순차이동 표본을 사용하는 예측모형을 뜻함

- 각 월별 자료별로 축차 표본과 순차이동 표본을 사용하는 모형이 각각 8개씩 있음

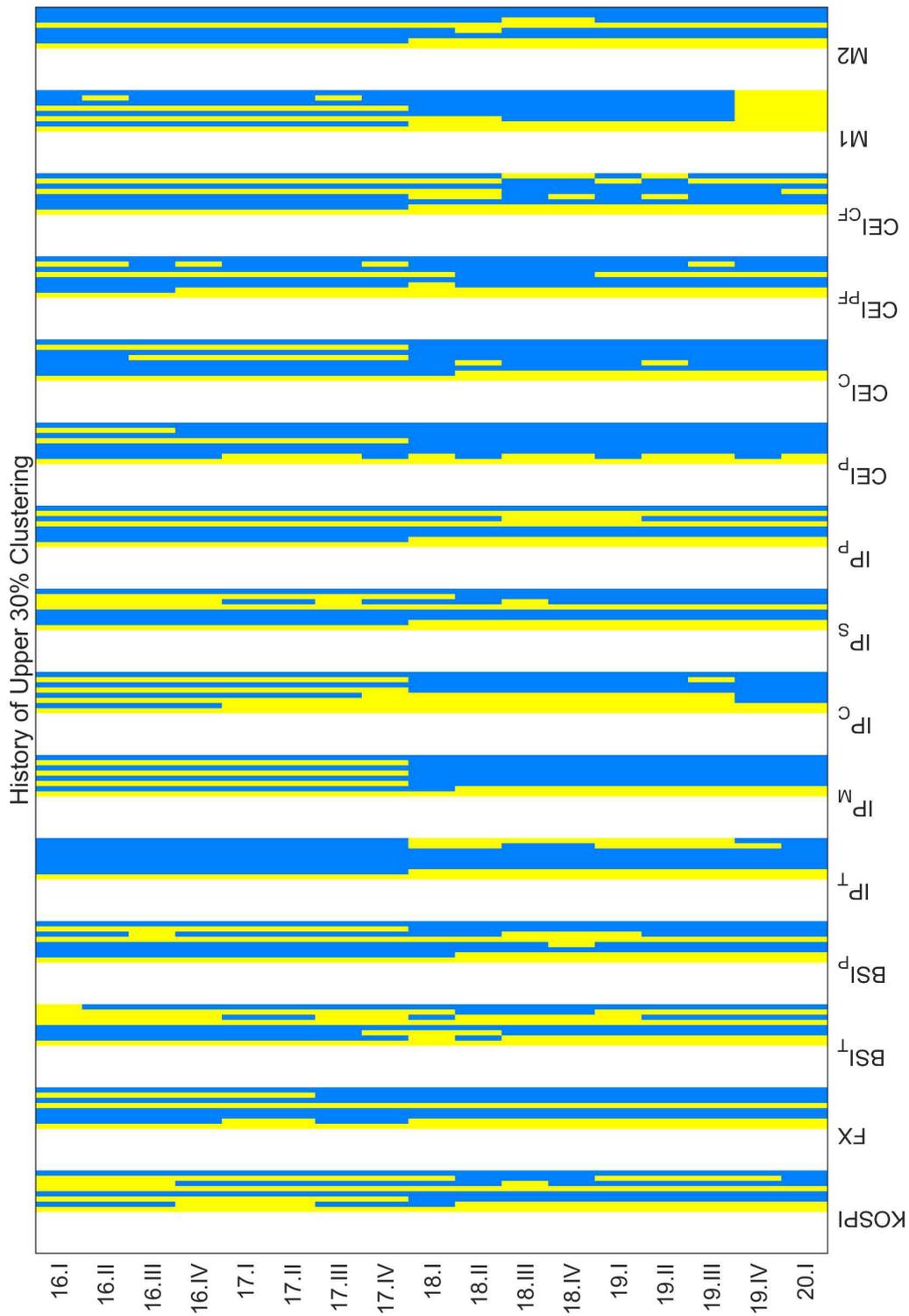
- 모형의 순서는 [그림 5]의 수직축에 표시된 순서와 동일함

○ 좌측 수직축에 16.I~20.I은 예측대상 분기를 표시

○ 상위 30%에 포함된 모형의 구성내역은 매 분기에 조금씩 변화하는 것을 볼 수 있음



[그림 12] 결합 예측모형의 예측성과, RMSE, 전기데이터



[그림 13] 상위 30% 클러스터링 구성내역, RMSE, 전기대비

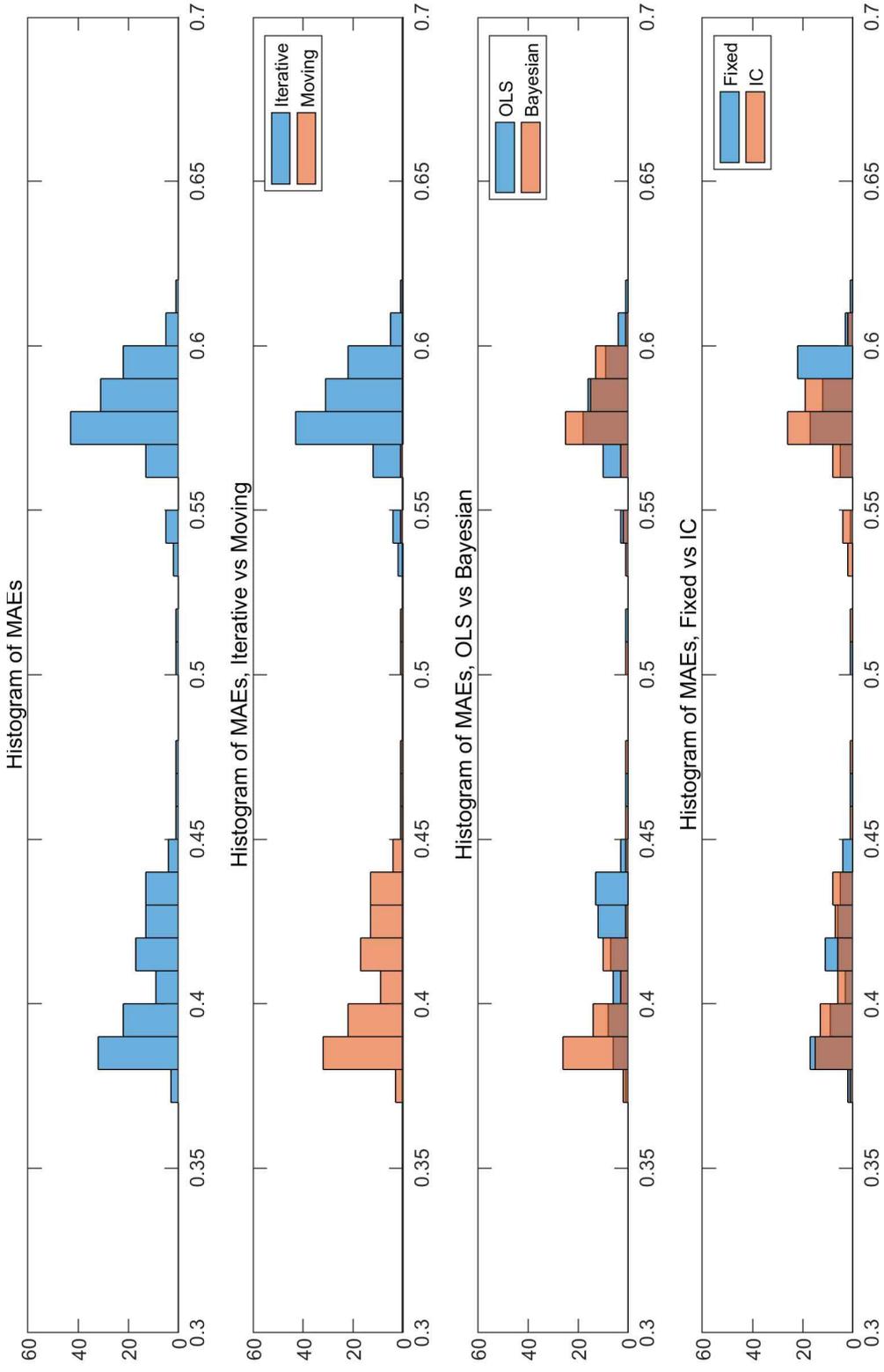
## 나. 평균절대오차 (MAE)

□ [그림 14]는 240개 기본 예측모형의 종합 MAE를 히스토그램으로 보여줌

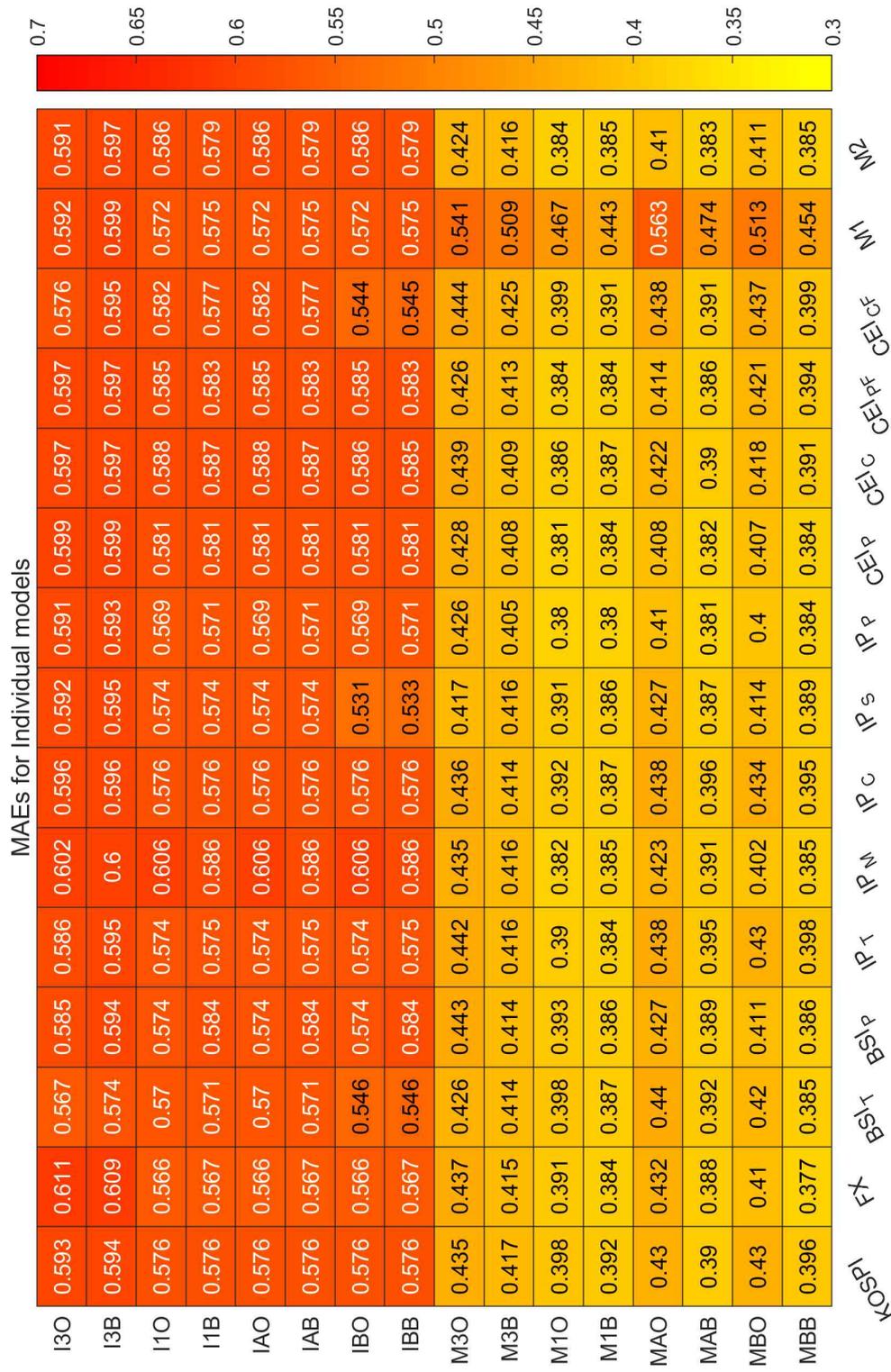
- 첫 번째 그래프를 보면, 예측성과는 RMSE로 평가했을 때와 마찬가지로 쌍봉의 형태를 보이며, 월별 자료를 사용하지 않는 AR(2)의 경우 MAE가 0.57수준으로 대부분의 경우에서 월별 자료의 사용에 따라 예측력이 제고된 것으로 나타남
- 두 번째 그래프에서 볼 수 있듯이 순차이동 표본을 이용할 때의 성과가 축차 표본을 이용할 때의 성과보다 우수한 것으로 나타남
- 세 번째 그래프에서 볼 수 있듯이 최소자승법과 베이지언 추정법 간에 예측력이 크게 다르지 않으며, 네 번째 그래프에서 볼 수 있듯이 자기회귀 차수의 선택방법도 예측력을 크게 바꾸지 않는 것으로 나타남

□ [그림 15]는 기본 예측모형의 MAE를 히트맵의 형태로 표시

- [그림 5]에 RMSE값으로 나타난 예측력과 비교할 때 전반적으로 유사한 함의를 지님
- 순차이동 표본을 사용한 경우만을 비교하면 자기회귀 차수를 3차로 고정한 경우와 더불어 정보기준에 의한 차수선택과 최소자승법이 동시에 사용된 경우의 예측력이 높지 않은 것으로 나타남
  - 이러한 모형의 공통점은 상대적으로 많은 설명변수를 최적합화하여 over-fitting의 가능성이 높다는 점임
  - 최소자승법을 사용하여도 자기회귀 차수를 1차로 한정하는 경우 예측성과가 크게 나쁘지 않게 나타남

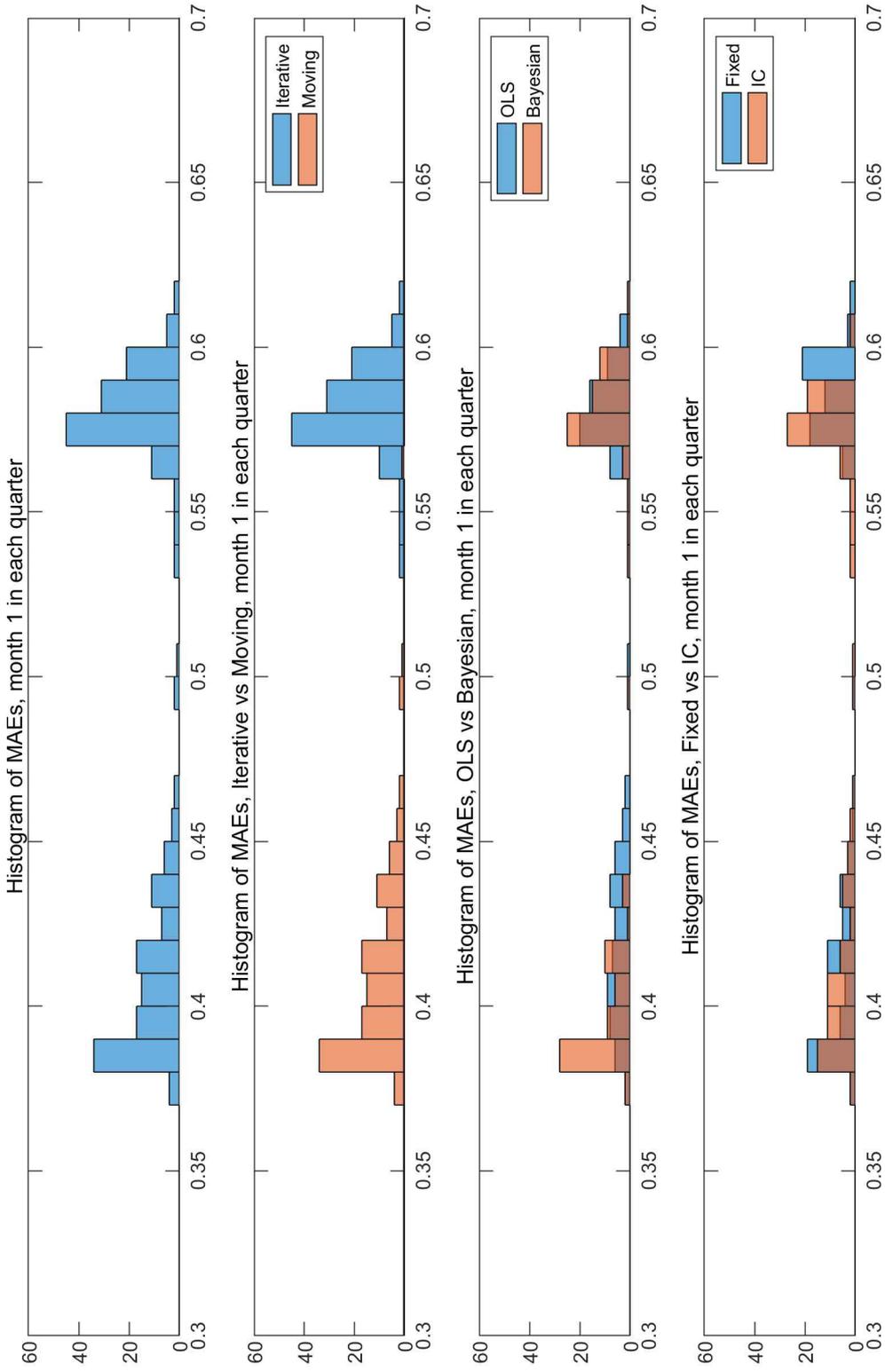


[그림 14] 기본 예측모형의 예측성과 분포, MAE, 전기대버

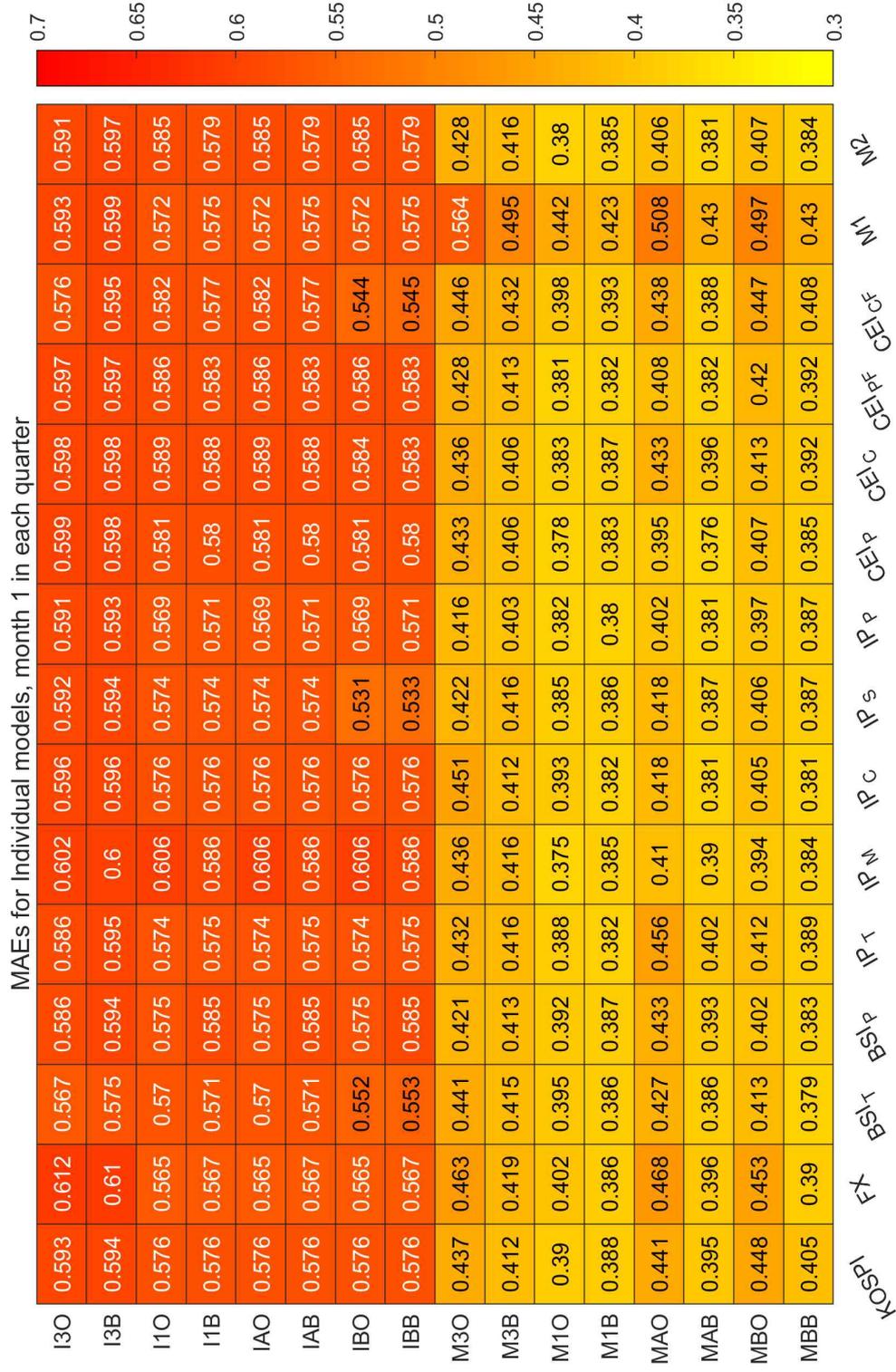


[그림 15] 개별 예측모형의 예측성과 히트맵, MAE, 전기대미

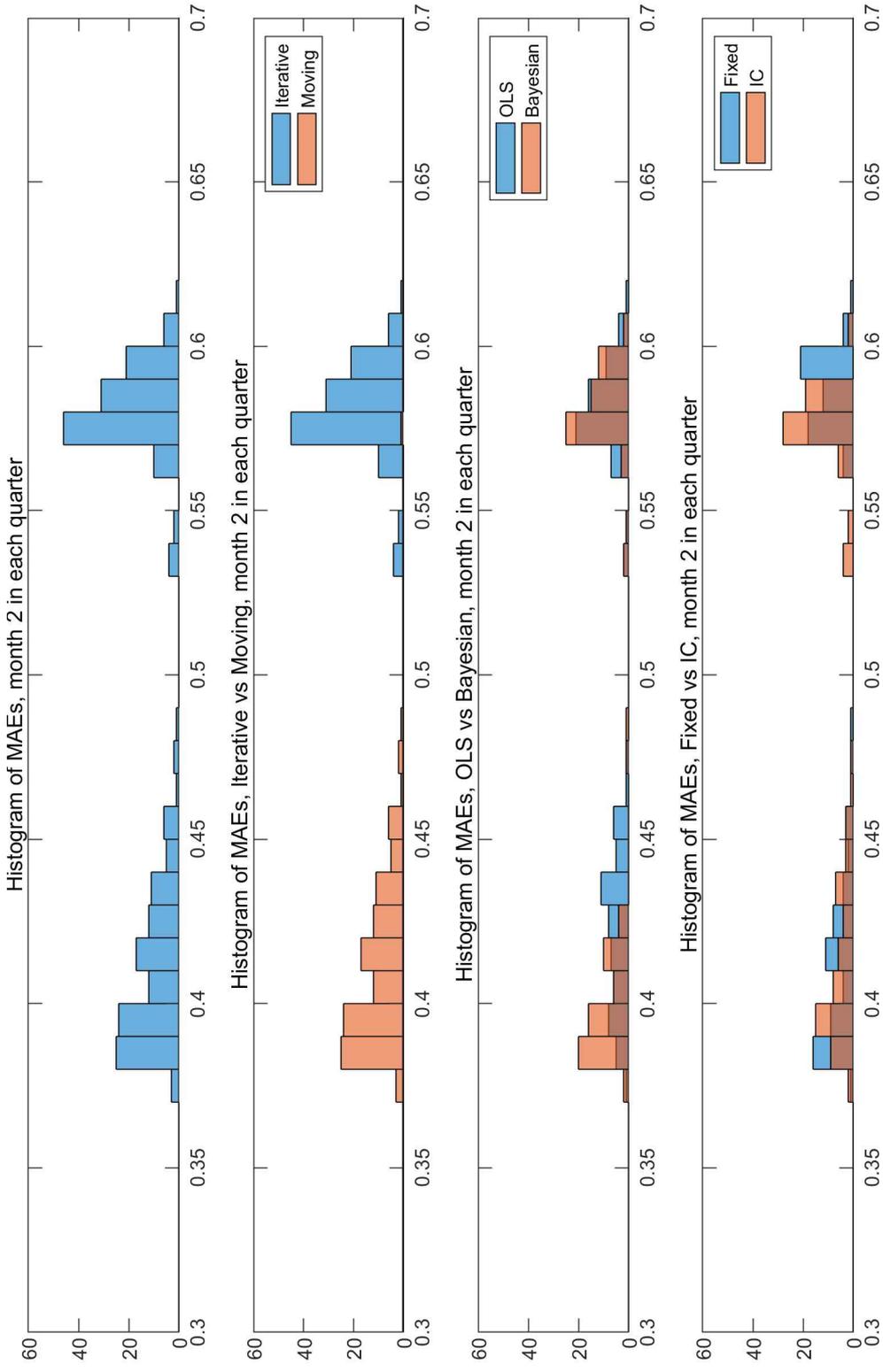
- [그림 16], [그림 18], [그림 20]은 개별 모형의 초월 말, 중월 말, 말월 말 예측치의 MAE를 히스토그램으로 나타내며, [그림 17], [그림 19], [그림 21]은 개별 모형의 초월 말, 중월 말, 말월 말 예측치의 MAE를 히트맵의 형태로 나타냄
  - RMSE를 기준으로 평가한 [그림 6]~[그림 11]에서와 마찬가지로 초월, 중월, 말월의 예측치가 예측성과 면에서 큰 차이는 없는 것으로 나타남
  
- [그림 22]는 결합 예측모형의 예측성과를 표시하며, 첫 번째와 두 번째 그래프에서 볼 수 있듯이 순차이동 표본만을 이용할 경우 그 예측성과가 0.4 이하에서 우수하게 나타남
  - 가장 예측성과가 우수한 모형은 산업생산지수 (공공행정)를 사용하는 8개 모형을 단순 평균한 경우로서 MAE가 0.373으로 나타남
  - 클러스터링을 사용한 경우, 상위 30% 클러스터링에 포함된 모형을 단순평균으로 결합하는 경우의 MAE가 0.378로서 가장 우수한 것으로 나타남
  
- MAE를 평가기준으로 사용하면 상위 10%, 30%, 50% 클러스터링의 구성내역도 RMSE를 평가기준으로 사용할 때와 상이하게 되며, [그림 23]은 MAE 기준 상위 30%에 포함된 모형을 각 예측대상 분기마다 파란색으로 보여줌
  - RMSE를 기준으로 했을 때와 비교하면 세부내역에서는 차이가 있으나 순차이동 표본을 사용하는 모형만 포함되었다는 점과 구성내역이 시간에 따라 점진적으로 바뀌었다는 점은 동일하게 관찰됨
  
- 제공근평균자승오차 (RMSE)와 평균절대오차 (MAE)로 평가했을 때 예측성과의 큰 차이가 나타나지 않는 것은 극단적으로 큰 오차를 보인 예측모형이 많지 않음을 뜻함



[그림 16] 기본 예측모형의 초월 말 예측성과 분포, MAE, 진기대비

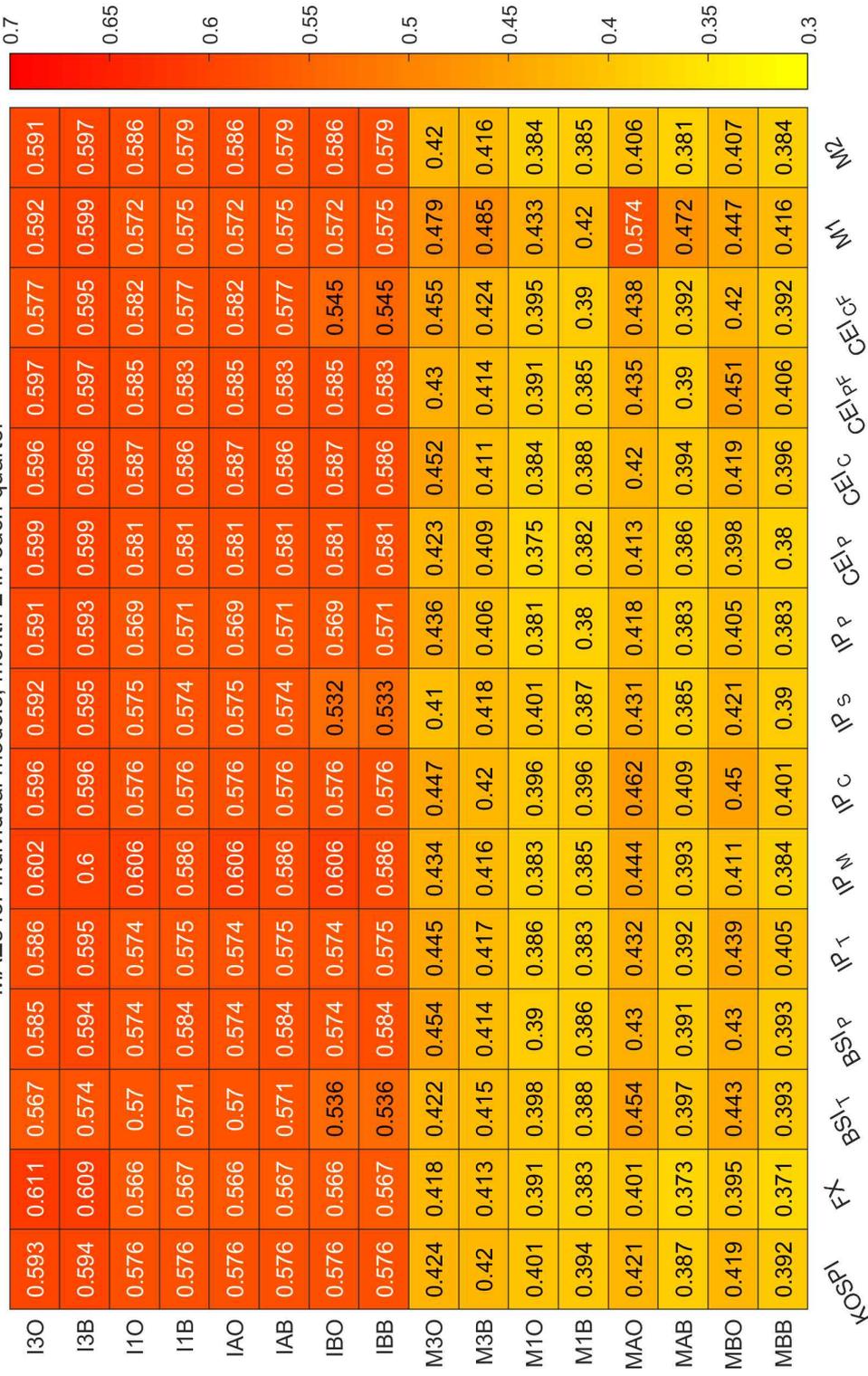


[그림 17] 개별 예측모형의 초월 말 예측성과 히트맵, MAE, 전기대비

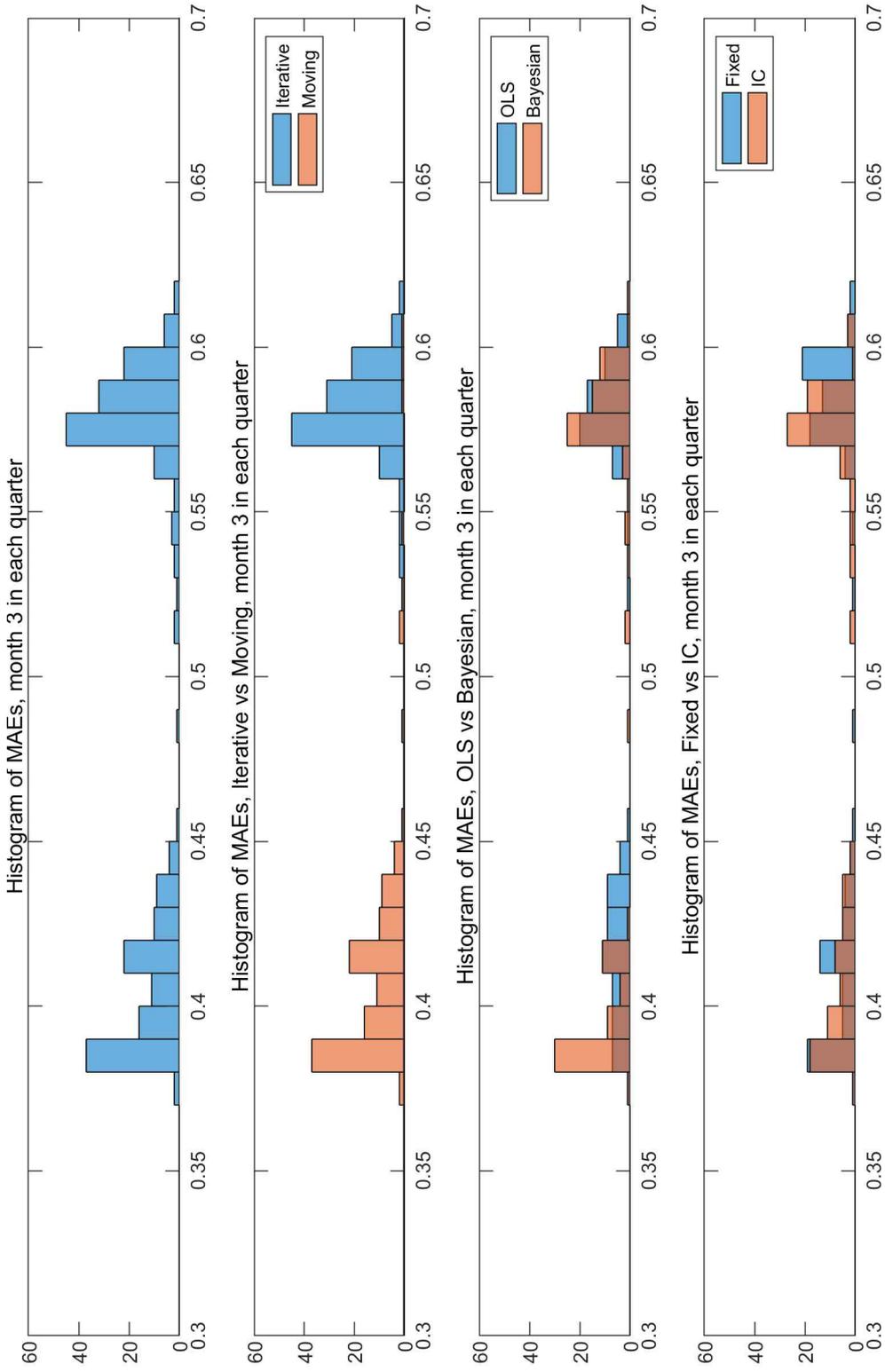


[그림 18] 기본 예측모형의 증월 말 예측성과 분포, MAE, 진기대비

MAEs for Individual models, month 2 in each quarter

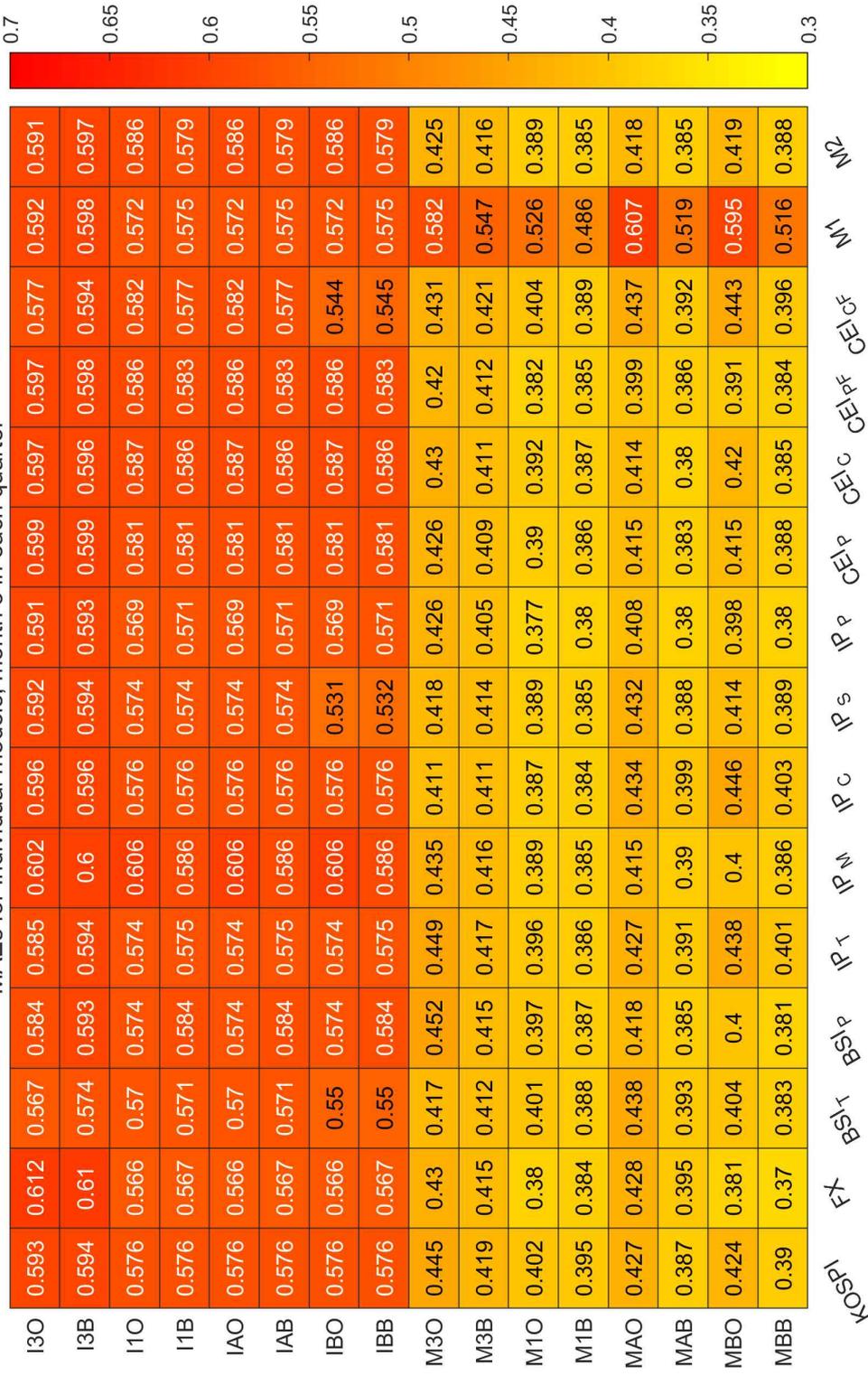


[그림 19] 개별 예측모형의 중월 말 예측성과 히트맵, MAE, 전기대비

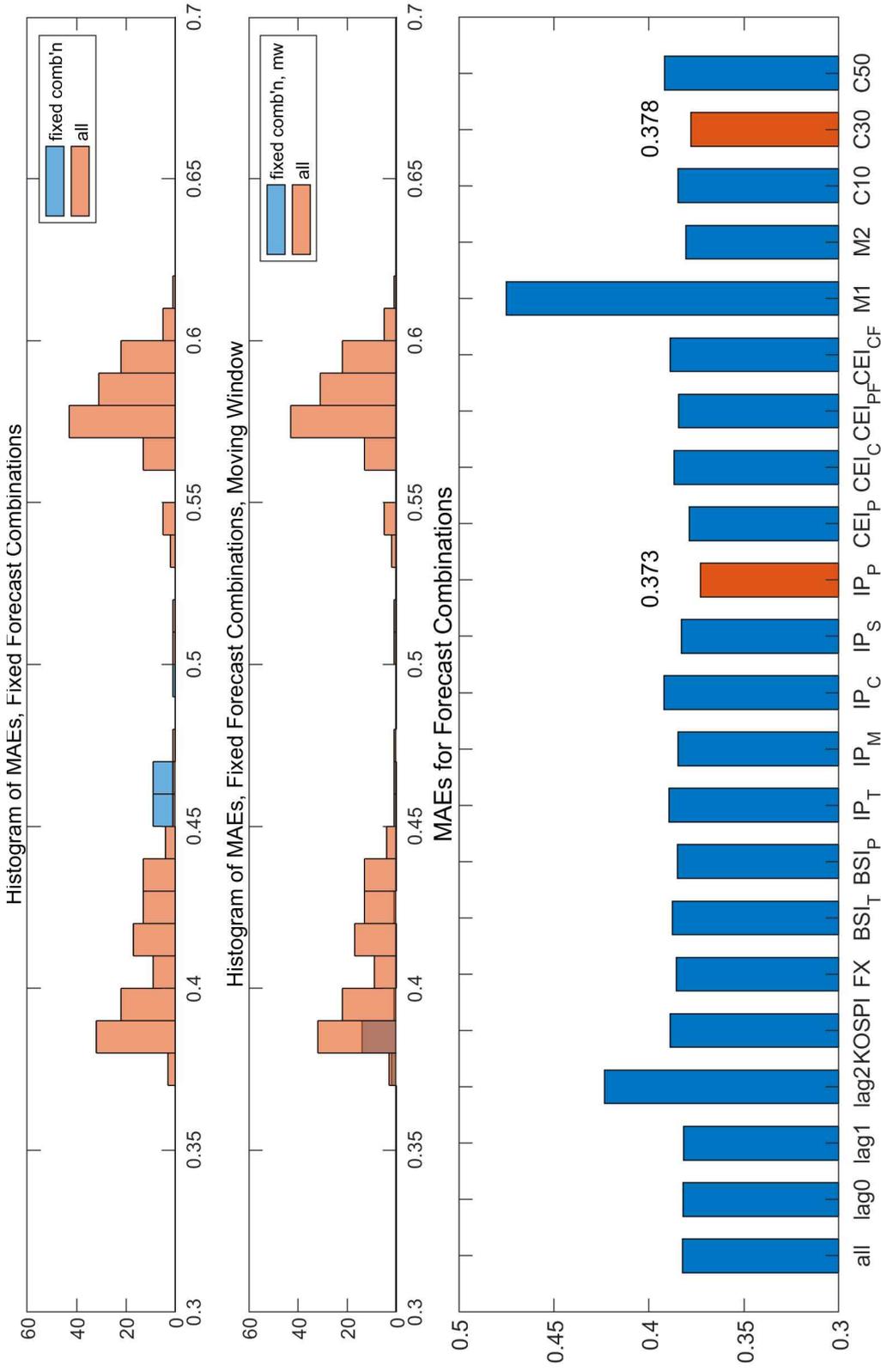


[그림 20] 기본 예측모형의 말월 말 예측성과 분포, MAE, 진기대비

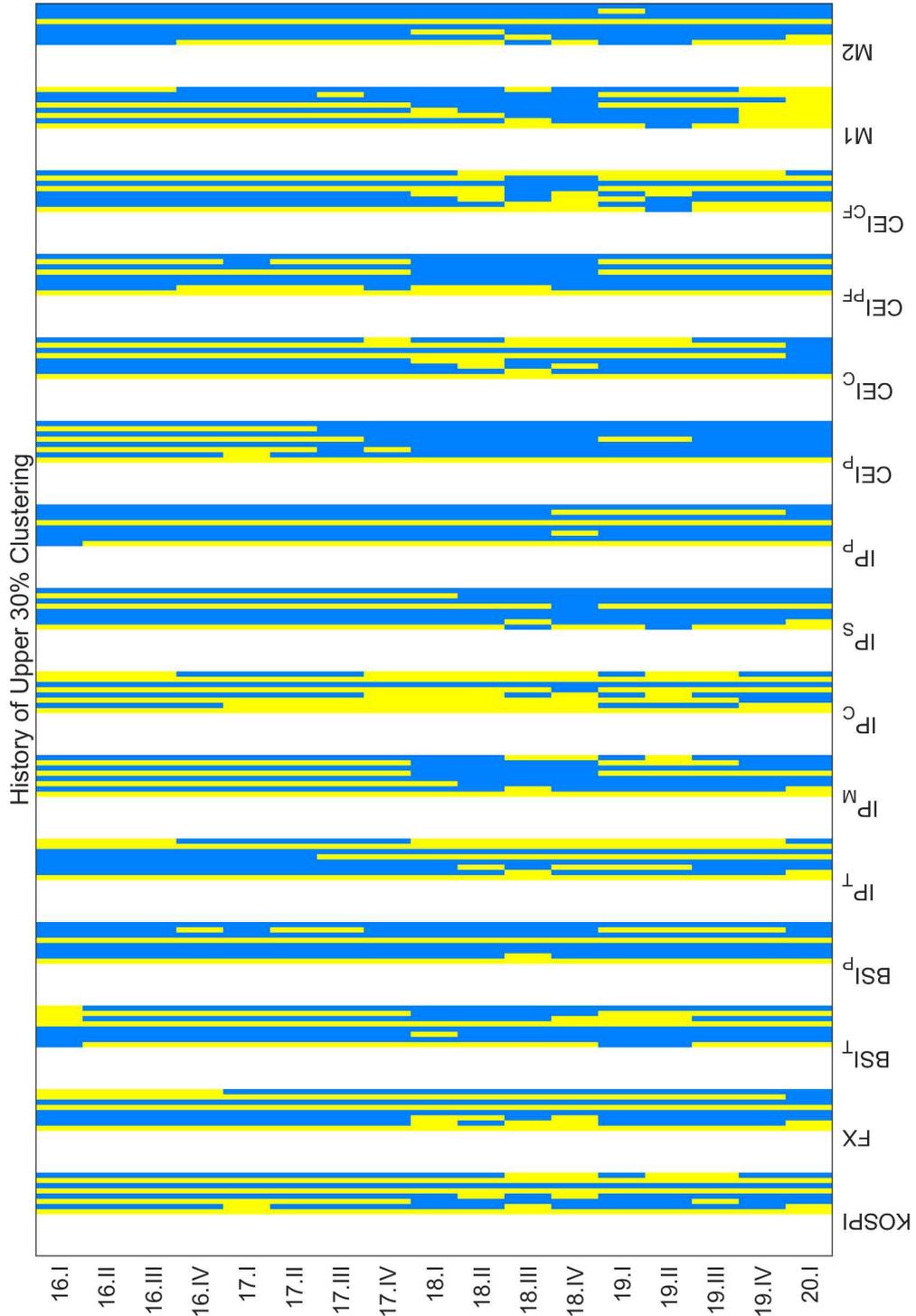
MAEs for Individual models, month 3 in each quarter



[그림 21] 개별 예측모형의 말월 말 예측성과 히트랩, MAE, 전기대비



[그림 22] 결합 예측모형의 예측성과, MAE, 전기대비



[그림 23] 상위 30% 클러스터링 구성내역, MAE, 전기대비

## 2. 전년동기대비 실질 GDP 성장률, 원계열 (real GDP growth rate, NSA, YoY)

### 가. 제곱근평균자승오차 (RMSE)

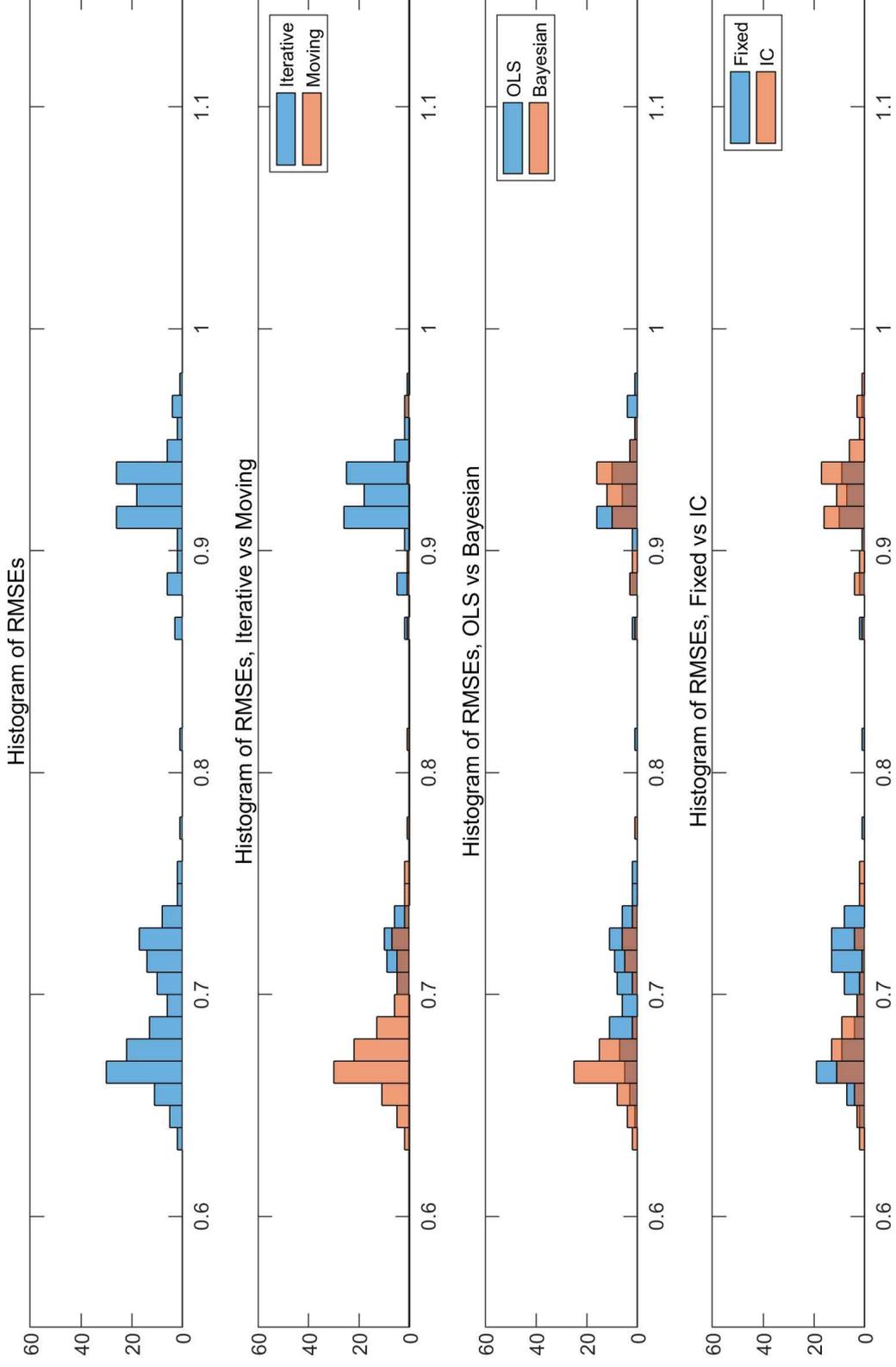
□ [그림 24]는 240개 기본 예측모형의 초월, 중월, 말월 예측성과를 포괄하는 종합 RMSE 를 히스토그램으로 보여줌

- 전기대비 실질 GDP 성장률의 경우처럼 예측성과의 히스토그램이 쌍봉의 형태로 나타났으나, 그 위치가 0.7 주변과 0.93 주변으로 전년동기대비 실질 GDP 성장률에 대한 예측력이 다소 낮은 것으로 나타남
- 월별 자료를 사용하지 않는 AR(2)의 경우 RMSE가 0.94 수준으로 월별 자료를 사용하는 대부분의 경우에서 예측력이 제고된 것으로 나타남
- 다만 [그림 2]에서 볼 수 있듯이 전년동기대비 실질 GDP 성장률은 추정표본과 평가기간의 시계열이 상당히 다른 양상을 보이고 있어 전반적인 예측력이 전기대비 실질 GDP에 비해서 낮게 나타나는 원인으로 추정됨
  - 추정표본에서는 분산이 크고 자기상관도 높은 것으로 보이나 평가기간에서는 분산이 대폭 축소되고 자기상관도 줄어드는 모습을 보임
- 두 번째 그래프를 보면 순차이동 표본을 사용하는 경우가 축차 표본을 사용하는 경우보다 대체로 예측성과가 우수하나, 축차 표본을 사용하는 일부 모형이 0.7 근처에서 순차이동 표본을 사용하는 모형의 예측성과에 근접하는 예측력을 보여주어, [그림 4]에서와 같은 예측성과의 완벽한 분절은 나타나지 않음
- 세 번째와 네 번째 그래프에서 볼 수 있듯이 추정방법이나 자기회수 차수의 선택 방법은 예측력에 큰 영향을 미치지 않는 것으로 나타남

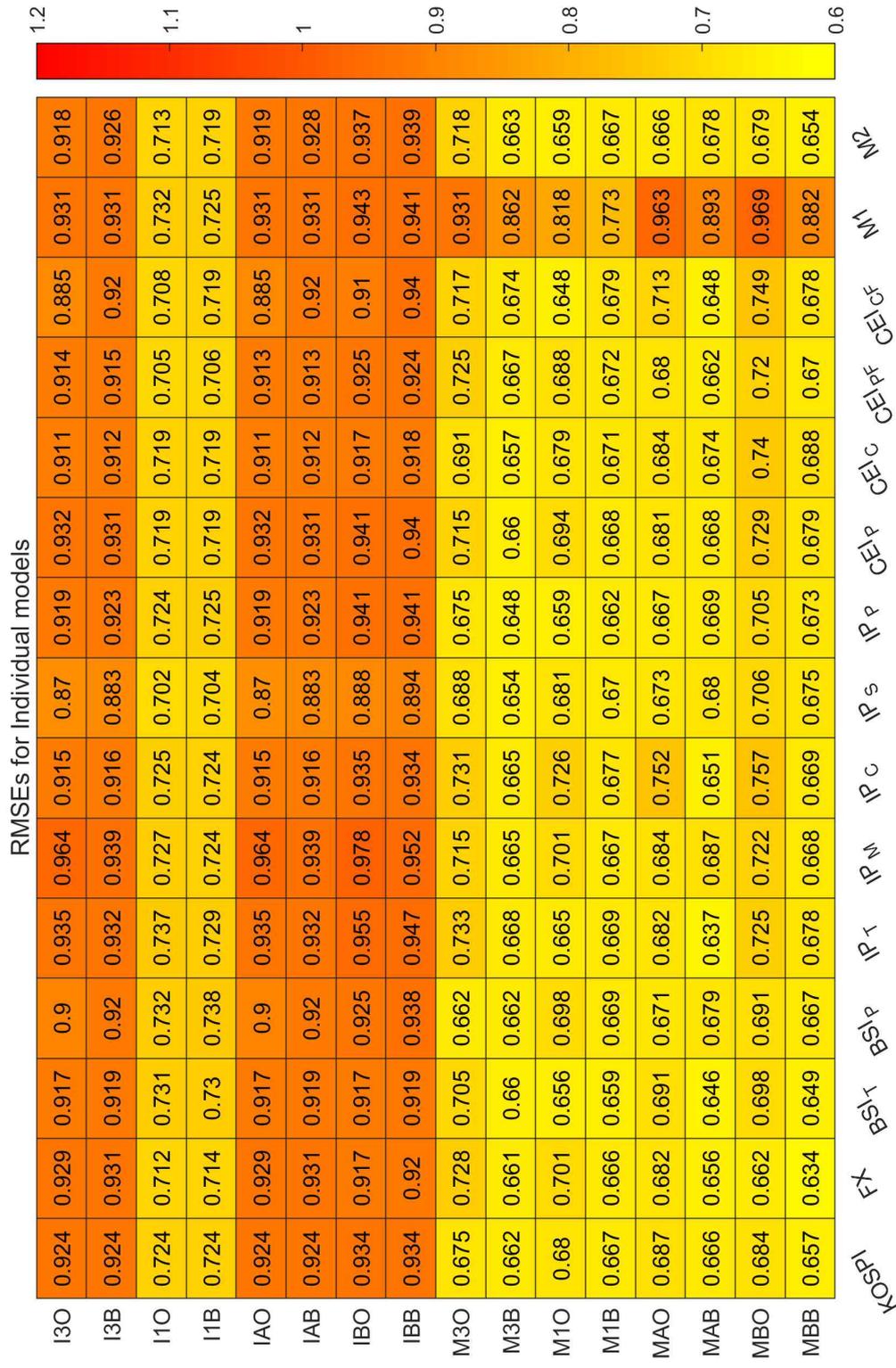
□ [그림 25]는 240개 기본 예측모형의 RMSE값을 히트맵의 형태로 나타냄

- 축차 표본을 사용하는 경우, 자기회귀 차수가 1차로 고정되어 있는 경우의 예측성과가 순차이동 표본을 사용하는 경우에 거의 버금갈 정도로 우수하게 나타난 것이 특징임

- 통화량 M1을 사용하는 경우 예측성과가 좋지 못하게 나타났으며, 이는 전기대비 실질 GDP 성장률의 경우와 동일
- 최소자승법을 사용하는 경우가 베이지언 추정법을 사용하는 경우보다 다소 나쁜 예측력을 보여주었음



[그림 24] 기본 예측모형의 예측성과 분포, RMSE, 전년동기대비



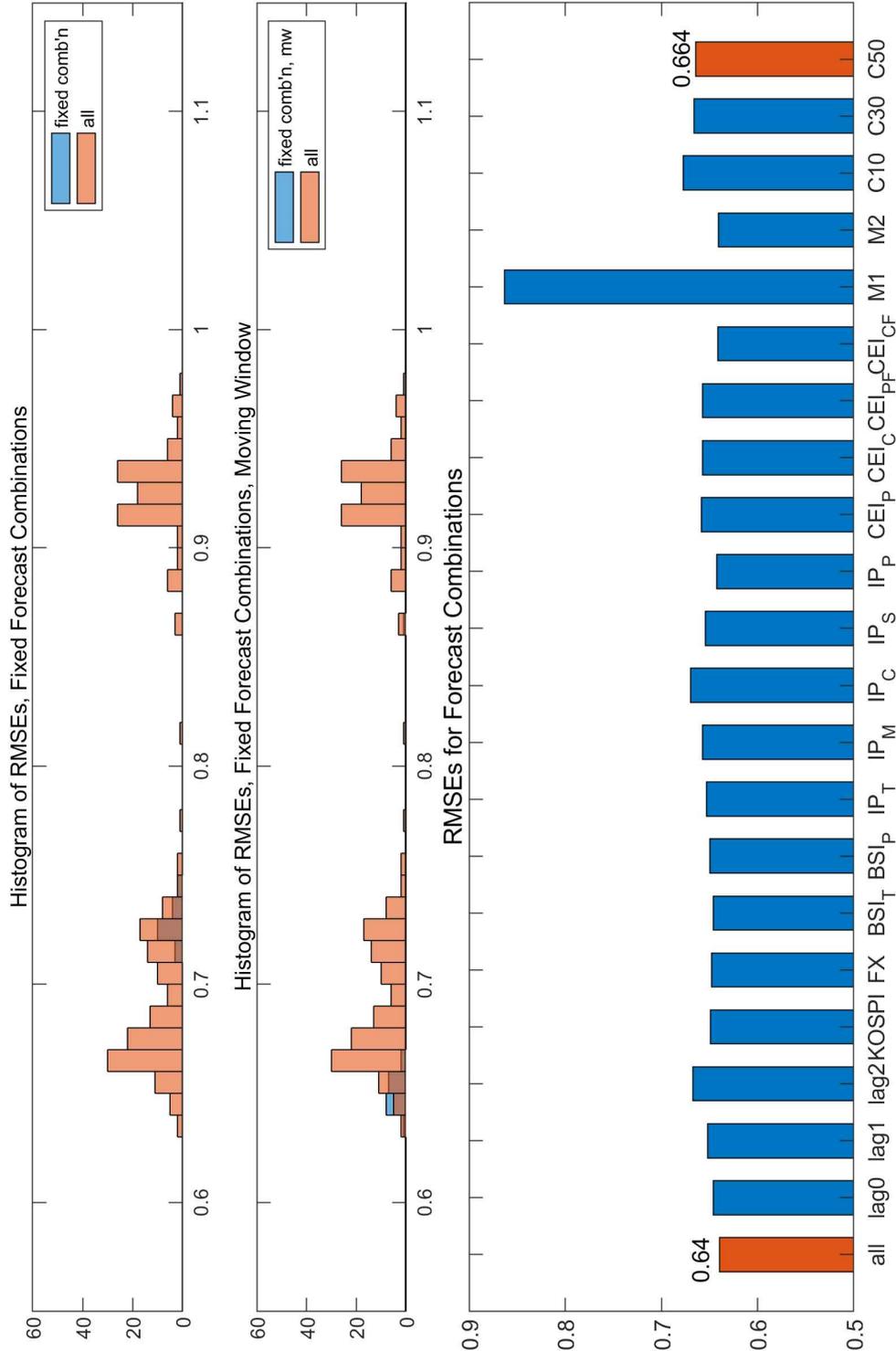
[그림 25] 개별 예측모형의 예측성과 히트맵, RMSE, 전년동기대비

□ [그림 26]은 결합 예측모형의 성과를 보여줌

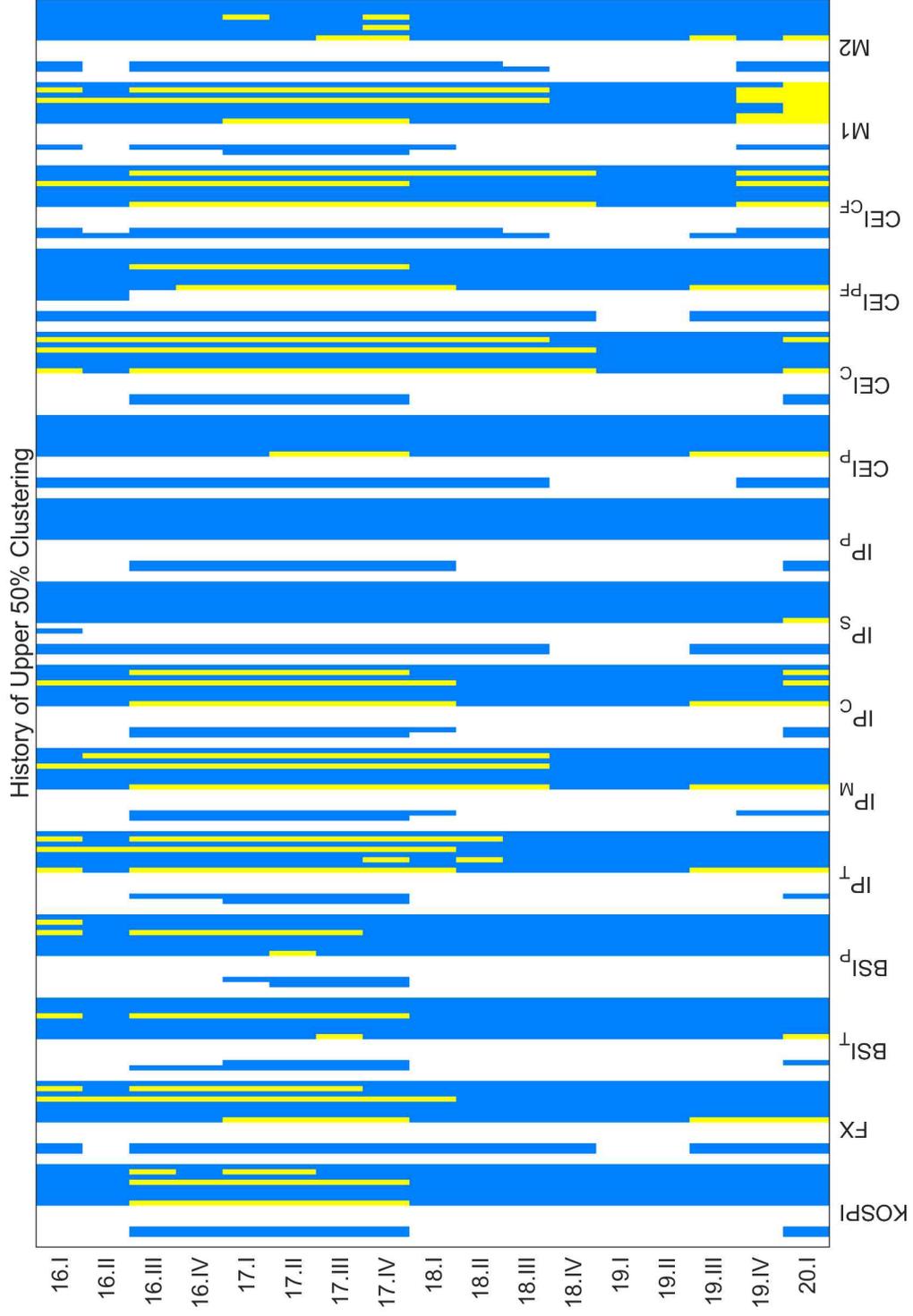
- 첫 번째와 두 번째 그래프를 비교해보면, [그림 12]와 마찬가지로 순차이동 표본을 사용하는 모형만을 결합할 경우 예측력이 우수하게 나타남
- 세 번째 그래프에서 볼 수 있듯이 고정가중치를 사용하는 결합 예측모형 중에서 성과가 가장 우수한 것은 120개 모형 (축차 표본을 이용한 모형 제외)을 모두 평균한 모형으로 RMSE가 0.64 수준임
  - 다만, 산업생산지수 (공공행정), 경기종합지수 (동행, 순환변동), 통화량 (M2) 등을 사용할 경우에도 RMSE가 거의 비슷한 수준 (소수3자리에 반올림할 경우 동일한 0.64)으로 나타남
- 클러스터링에 기반을 둔 변동가중치를 사용하는 경우 상위 50%를 이용하는 모형이 가장 예측성과가 우수한 것으로 나타남
  - 클러스터링은 240개 기본 예측모형 모두를 대상으로 선정하므로, 상위 50%는 120개 모형을 포함하며, 이는 성과가 가장 우수한 고정가중치 모형인 120개 모형을 모두 평균한 모형과 거의 유사함

□ [그림 27]은 상위 50% 클러스터링의 구성내역을 각 예측분기별로 보여줌

- 대부분 순차이동 표본을 사용하는 모형들이 포함되었으나 축차 표본을 사용하는 표본들도 적지 않은 수가 포함됨
- 개별적으로 예측성과가 뛰어나지 않은 모형도 결합 예측치에 영향을 미치는 방법으로 공헌할 수 있음을 뜻함
  - 재무이론에서 수익률이 높지 않은 자산도 다른 자산과의 공분산에 따라 포트폴리오의 중요한 구성자산이 될 수 있는 것과 같은 맥락으로 이해해 볼 수 있음



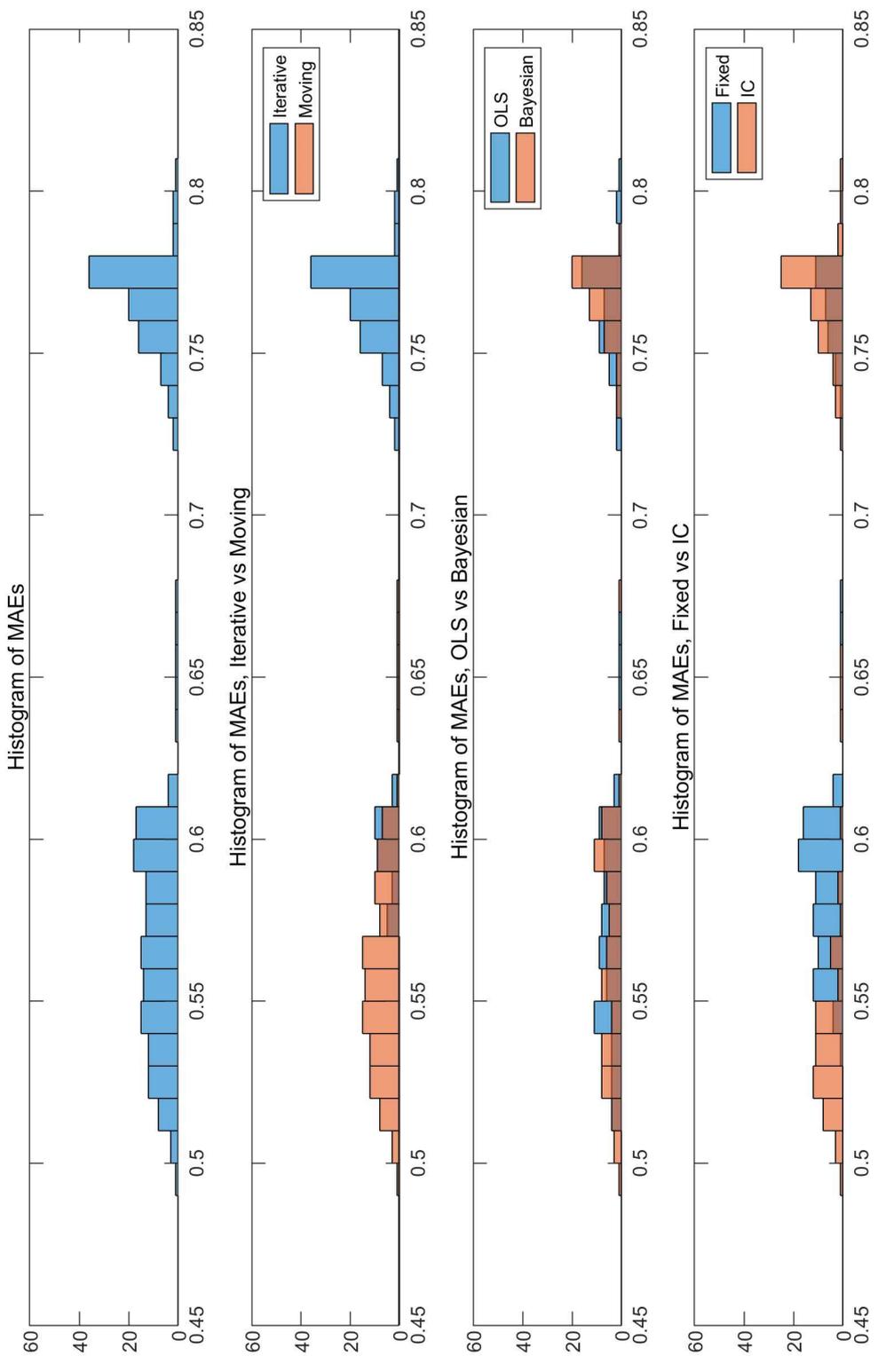
[그림 26] 결합 예측모형의 예측성과, RMSE, 전년동기대비



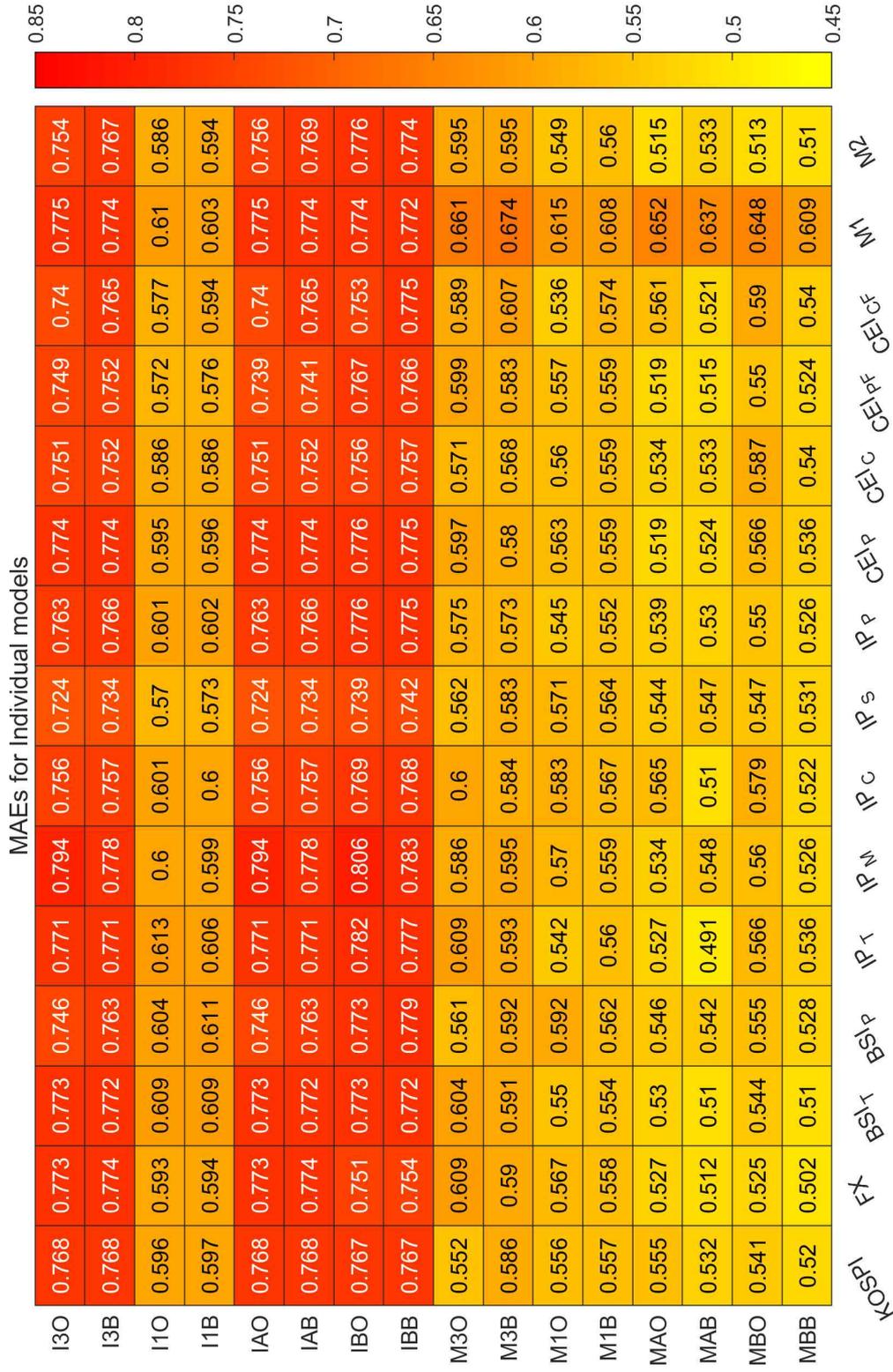
[그림 27] 상위 50% 클러스터링 구성내역, RMSE, 전년동기대비

## 나. 평균절대오차 (MAE)

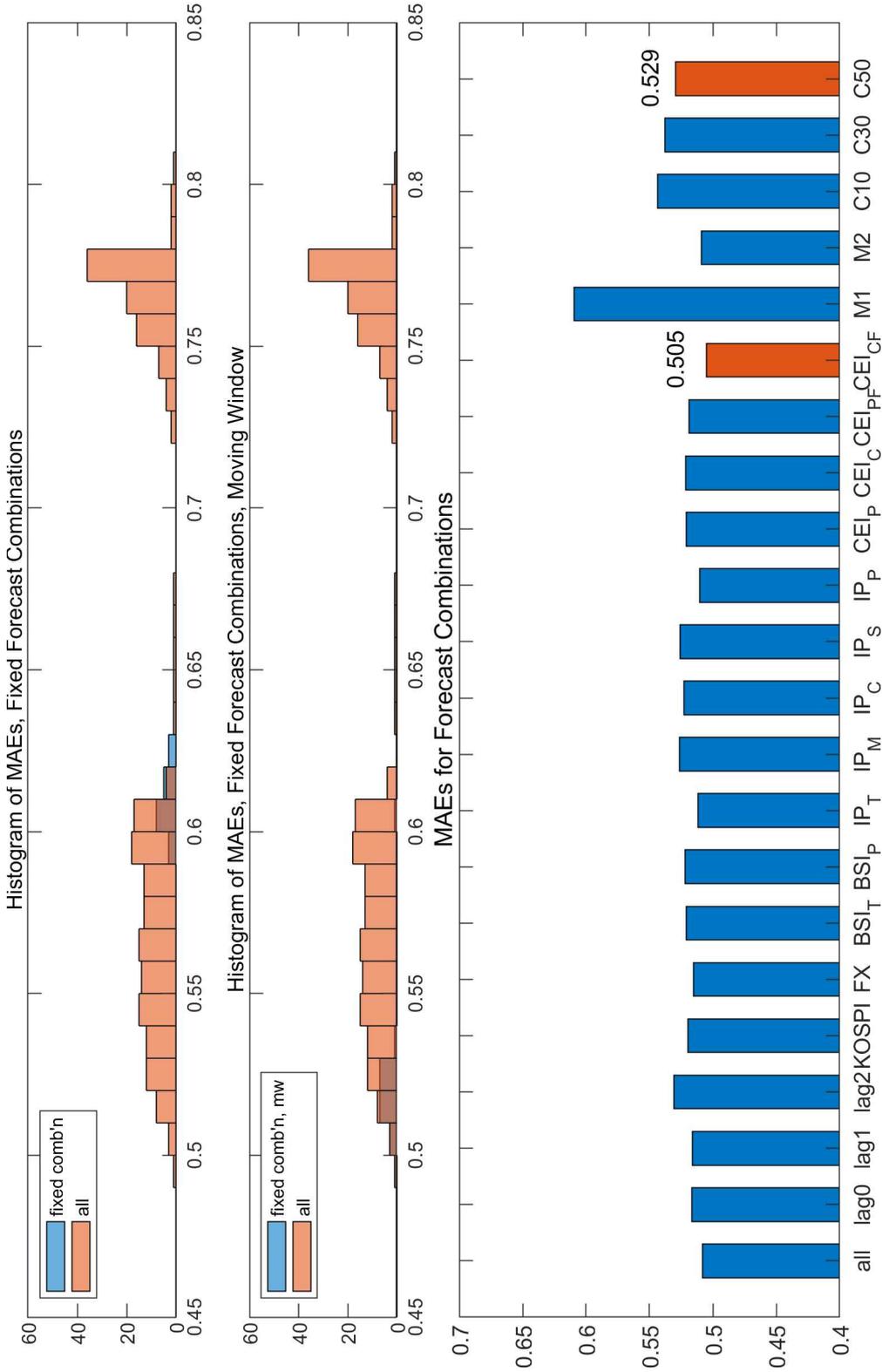
- [그림 28]은 240개 기본 예측모형의 초월, 중월, 말월 예측성과를 포괄하는 종합 MAE를 히스토그램으로 보여주며, [그림 29]는 예측모형의 MAE값을 히트맵의 형태로 나타냄
  - [그림 24]와 [그림 25]에서 나타난 대부분의 특징이 동일하게 관찰됨
  - 앞서 지적한 것과 같이 RMSE와 MAE에 의한 평가가 유사한 것은 큰 오차를 범한 예측모형이 많지 않음을 뜻함
  
- [그림 30]은 결합 예측모형의 성과를 보여주며, [그림 31]은 상위 50% 클러스터링의 구성내역을 보여줌
  - 고정가중치를 사용하는 결합 예측모형의 경우 경기종합지수 (동행, 순환변동치)를 사용하는 모형을 결합한 경우가 가장 우수한 것으로 나타남
  - 변동가중치를 사용하는 결합 예측모형의 경우 상위 50% 클러스터링을 사용하는 경우의 예측성과가 가장 우수한 것으로 나타나, RMSE를 기준으로 평가했을 때와 동일한 결과가 얻어짐
  - [그림 26]에서와 같이 상위 50% 클러스터링을 사용하는 경우의 예측성과는 전체 120개 기본 예측모형의 단순평균과 비슷한 수준이나, 경기종합지수 (동행, 순환변동)을 사용하는 모형들의 평균이 상당히 우수하게 나타난 것이 차이점임



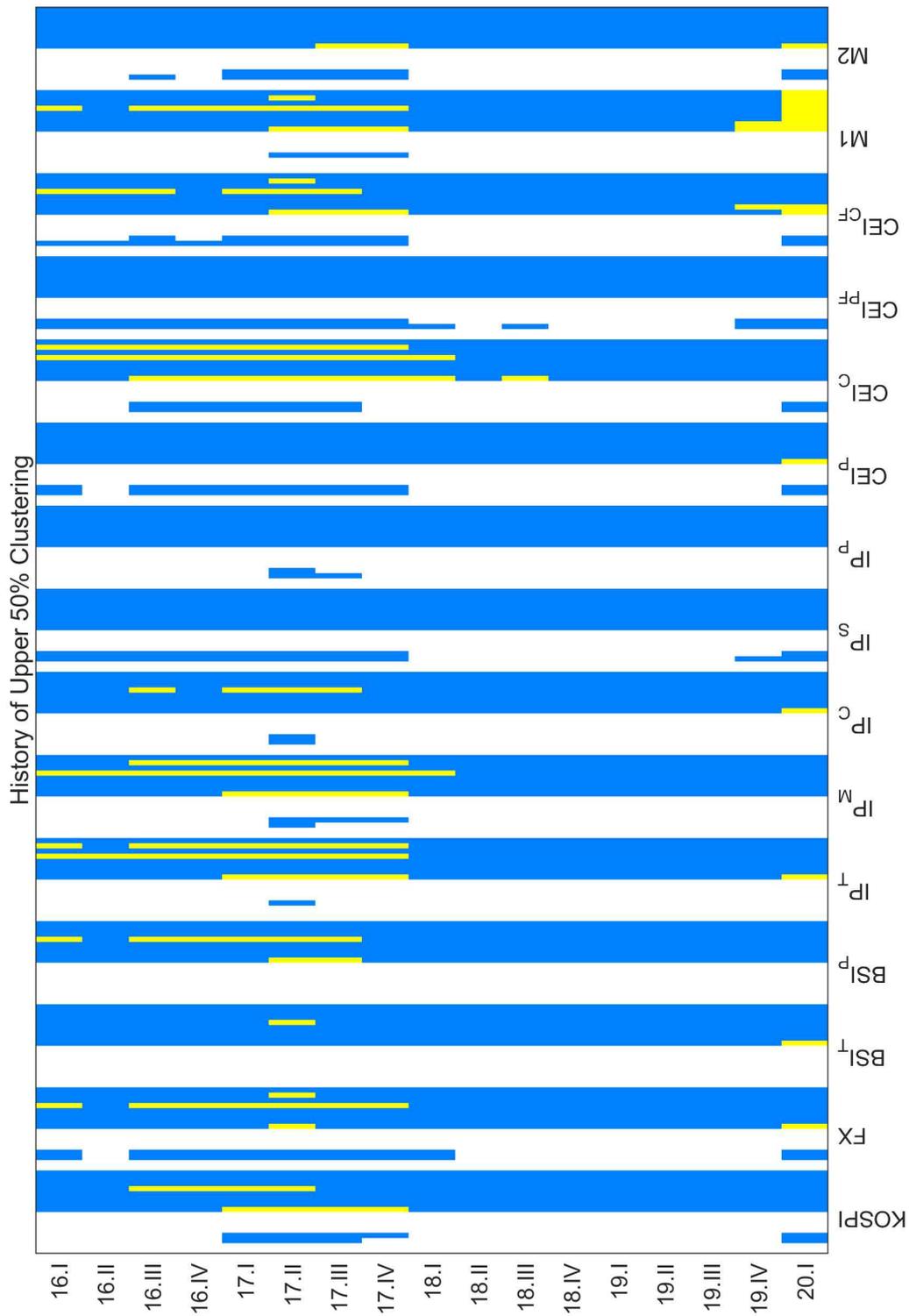
[그림 28] 기본 예측모형의 예측성과 분포, MAE, 전년동기대비



[그림 29] 개별 예측모형의 예측성과 히트랩, MAE, 잔년동기대비



[그림 30] 결합 예측모형의 예측성과, MAE, 전년동기대비



[그림 31] 상위 50% 클러스터링 구성내역, MAE, 전년동기대비

## IV. 종합평가

- 여러 예측모형을 평가할 경우, 예측의 대상이 되는 변수, 평가기준 및 평가기간 등에 따라 예측모형의 예측성도가 다르게 나타나는 것은 일반적인 현상이나, 그 중에서도 비교적 강건성 (robustness)이 확보되는 특성에 주목하여 최적 예측모형을 선택하는 것이 합리적임
  
- 순차이동 표본을 사용하는 것이 축차 표본을 사용하는 것보다 좋은 예측력으로 연결되었다는 사실은 예측대상 변수 및 평가기준에 상관없이 공통적으로 나타남
  - 240개 기본 예측모형과 19개 결합 예측모형의 전기대비 RMSE, MAE 비교 결과, 대부분의 경우에서 축차 표본 보다 순차이동 표본을 이용했을 때 더 우수한 예측력을 보임
  - 전년동기대비 자료의 RMSE, MAE 비교 결과에서도 개별 예측모형 중 순차이동 표본을 사용하는 모형이 대체로 더 우수한 예측력을 보임
    - 다만 개별 예측모형의 RMSE에서 일부 축차 표본을 사용하는 모형이 순차이동 표본을 사용하는 모형과 근접한 예측력을 보이며 전기대비 자료에서와 같이 추정표본에 따른 완벽한 분절은 나타나지 않음
  
- 월별 변수 중에서는 산업생산지수 또는 경기종합지수를 사용하는 경우 예측력이 좋은 것으로 나타났으며, 특히 이들 변수에 바탕을 두고 결합예측을 실시할 경우의 예측력이 대체로 좋은 것으로 나타남
  
- 추정방법이나 자기회귀 차수의 선택방법은 예측력에 큰 영향을 미치지 못하는 것으로 나타났으나, 과적합 (over-fitting)을 방지할 수 있는 여지가 없는 모형의 예측성도가 다소 나쁘게 나타남

- 추정방법과 차수 선택방법이 상이한 여러 모형들은 각 모형 자체의 예측성과와는 별개로 결합 예측모형의 구성원으로서 공헌할 수 있음
  
- 클러스터링에 바탕을 둔 변동가중치 모형의 경우 전기대비 실질 GDP 성장률의 경우 상위 30%의 평균, 전년동기대비 실질 GDP 성장률의 경우 상위 50%의 평균으로 나타남
  - 클러스터링의 범위를 너무 좁게 설정 (예: 상위 10%)하는 것도 예측력에 도움을 주지 못함
  - 클러스터링의 범위를 너무 넓게 설정하면 전체 모형을 단순평균하는 모형에 접근함
  
- 각 분기 내에서 예측시점 - 초월 말, 중월 말, 말월 말에 따른 예측력의 차이는 크지 않은 것으로 나타남
  - 다만, 본 연구결과는 초월 말에 전 분기 실질 GDP 자료를 실제 예측시점에서 가용했던 속보치가 아닌 현재 확정되어 있는 값을 사용함에 따라 초월 말의 예측력을 과대 평가했을 가능성이 있으며, 본 사항에 대한 별도의 연구가 필요
  
- 본 연구에서 제시한 예측모형의 정확도는 여러 선행연구에서 제시한 예측모형들의 정확도와 비슷한 수준
  - 본 연구에서 고려하지 않은 다른 예측모형을 사용할 경우에도 본 연구의 예측모형 보다 비약적으로 높은 예측력을 지닌 예측모형을 찾기는 쉽지 않을 것으로 판단

## V. 결론 및 기대효과

- 본 연구가 구축하는 예측모형을 이용하면 실질 GDP 성장률에 대한 신뢰성 있는 정보를 한국은행의 속보치보다 2개월 이상 빠르게 얻을 수 있음
  - 가장 중요한 경제지표에 대해 정보를 시의성 있게 정책당국자에게 제공하여 정책결정에 활용하도록 함
  
- 시의성 있게 생성된 예측치는 시행 중인 경제정책의 정책효과 (policy effects)를 평가하거나 새로운 정책의 설계 및 시행 여부를 결정하는 기초자료로 활용할 수 있음
  - 분기별 실질 GDP가 확정되어 발표되기 이전에 선제적으로 예측함으로써 경기변동의 정도를 예측하고 이를 통하여 선제적 경제정책을 시행할 수 있도록 함
  
- 최근 코로나19 사태에서 볼 수 있듯이 긴급한 거시적 위기에 직면했을 때 신뢰성 있는 예측치는 경제정책의 방향을 결정하는데 필수적인 고려사항임

## 참 고 문 헌

강창구 (2010), “상태공간모형을 이용한 월별 GDP 추정”, 한국은행 『계간 국민계정』, 2010년 제3호, 49~79.

김기호 (2007), “비관측인자 오차수정모형을 이용한 월별 GDP 추정”, 한국은행 『경제분석』, 제13권 제3호, 70~110.

김윤영 (2010), “혼합주기자료 VAR모형을 이용한 통화정책의 월별 동태효과 분석”, 『경제학연구』, 제58권 제1호, 87~111.

김윤영·박준용 (2007), “혼합주기자료 VAR모형을 이용한 분기 GDP성장률의 최적예측”, 『경제학연구』, 제55권 제3호, 189~217.

김양우·이공희·장동구 (1997), “한국의단기경제예측시스템”, 한국은행 『경제분석』, 제3권 제3호, 1~61.

남상우·최돈길 (1986), “경기지표를이용한단기NP예측”, 한국개발연구원 『한국개발연구』 : 116~126.

이동수 (2013), “전산업생산지수를 이용한 분기 성장률 예측”, 『통계연구』, 제18권 제2호, 66~88.

이진희·김덕과 (2014), “한국 경제변수에 대한 자기회귀 및 벡터자기회귀 모형의 예측성과 비교”, 한국은행 『경제분석』, 제20권 제4호, 115~150.

민경삼·서만영 (2001), “건설수주를이용한건설투자예측”, 『통계분석연구』, 제6권 제1호, 108~131.

민경삼·박진호·박순옥 (2002), “월별지표를 이용한 분기예측모형”, 『통계분석연구』, 제7권 제2호, 97~126.

심상달·이항용 (1992), “월별경기지표를이용한내수의단기예측”, 한국개발연구원, 『KDI 분기별 경제전망』, 63~75.

최병재·한진현 (2014), “월별 자료를 이용한 예측조합에 의한 GDP 전망”, 한국은행 『조사통계월보』, 2014년 10월호, 16~48.

황선웅·박문수 (2012), “대규모 혼합주기 자료를 이용한 단기 경제전망 모형 구축”, 산업연구원, 연구보고서, 2012-642.

황중률 (2012), “월간경제지표를 이용한 실질 GDP성장률 예측”, 『예산정책연구』, 제1권 제2호, 103~133.

Aastveit, K., K. R. Gerdrup and A. S. Jore (2011), “Short-Term Forecasting of GDP and Inflation in Real-Time: Norges Bank’s System for Averaging Models”, *Norges Bank Staff Memo*, No. 09.

Barhoumi, K., S. Benk, R. Cristadoro, A. D. Reijer, A. Jakaitiene, P. Jelonek, A. Rua, G. Runstler, K. Ruth and C. Van Nieuwenhuyze (2008), “Short-Term Forecasting of GDP Using Large Monthly Datasets: A Pseudo Real-Time Forecast Evaluation Exercise”, European Central Bank, *ECB Working Paper Series*, No. 84.

Clark, T. E. and M. W. McCracken (2009), “Improving Forecast Accuracy by Combining Recursive and Rolling Forecasts,” *International Economic Review*, Vol. 50(2), 363~395.

Clark, T. E. and M. W. McCracken (2010), “Averaging Forecasts from VARs with Uncertain Instabilities”, *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 25(1), 5~29.

Clements, M. P. and D. I. Harvey (2009), “Forecast Combination and Encompassing”, *Palgrave handbook of econometrics*, Palgrave MacMillan, London, 169~198.

Clements, M.P. and Galvão, A.B. (2009), “Forecasting US Output Growth Using Leading Indicators: An Appraisal Using MIDAS Models”, *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 24, 1187~1206.

Diron, M. (2006), “Short-Term Forecasts of Euro Area Real GDP Growth: An Assesment of Real-Time Performance Based on Vintage Data”, European Central Bank, *ECB Working Paper Series*, No. 622.

Foroni, C. and M. Marcellino (2012), “A Comparison of Mixed Frequency Approaches for Modelling Euro Area Macroeconomic Variables”, European University Institute, *EUI Working Papers*, Eco 2012/07.

Giannone, D., L. Reichlin and D. Small (2008), “Nowcasting: The Real-Time Informational Content of Macroeconomic Data”, *Journal of Monetary Economics*, Vol. 55(4), 665 ~676.

Hendry, D. F. and M. P. Clements (2004), “Pooling of Forecasts”, *Econometrics Journal*, Vol. 7(1), 1 ~31.

Hibon, M. and T. Evgeniou (2005), “To Combine or not to Combine: Selecting Among Forecasts and their Combinations”, *International Journal of Forecasting*, Vol. 21(1), 15 ~24.

Huang, H. and T-H. Lee (2010), “To Combine Forecasts or to Combine Information?” *Econometric Reviews*, Vol. 29(5), 534 ~570.

Nunes, L.C. (2005), “Nowcasting Quarterly GDP Growth in a Monthly Coincident Indicator Model”, *Journal of Forecasting*, Vol. 24(8), 575 ~592.

Mittnik, S. and P. Zadzorny (2004), “Forecasting Quarterly German GDP at Monthly Intervals Using Monthly IFO Business Conditions Data”, *CESIFO Working Paper Series*, No. 1203.

Parigi, G. and G. Schlitzer (1995), “Quarterly Forecasts of the Italian Business Cycle by Means of Monthly Economic Indicators”, *Journal of Forecasting*, Vol. 14, 117 ~141.

Rathjens, P. and R. P. Robins (1993), “Forecasting Quarterly Data Using Monthly Information”, *Jornal of Forecasting*, Vol. 12, 321 ~330.

Stock, J.H. and Watson, M.W. (2004), Combination Forecasts of Output Growth in a Seven Country Data Set, *Journal of Forecasting*, Vol. 23, 405 ~430.

Zheng, Y. and J. Rossiter (2006), “Using Monthly Indicators to Predict Quarterly GDP,” *Bank of Canada Working Paper*, 2006-26.