

다중모델 기반 지역특화 계절예측 기술 개발
Development of multi-model-based regional
seasonal prediction system

손수진, 김원무, 김광형
기후사업본부 예측기술과

2019.12.

APEC기후센터

평문 초록

아태지역의 폭넓은 사용자를 고려하여 공공 서비스 관점에서 지역특화 기후예측자료가 생산, 배포 및 활용 되도록, 고품질의 기후예측자료가 지역 특화된 계절기후예측에서 활용되어야 하며, 이를 바탕으로 지역별/계절별 혹은 참여모델/MME 기법에 따른 예측성능이 평가 및 제고되어야 한다. 또한, 이를 바탕으로 한 지역특화 MME 기법의 개발은 타 기관과의 비교 우위 및 차별화를 위한 방안이 될 수 있다. 따라서, APCC MME에 참여하는 다중모델을 기반으로 지역 특화 계절예측 기술을 개발하였다.

이 연구는 다중모델을 기반으로 크게 3가지 관점에서 진행되었다. 모델의 선정, MME 기법의 개발, 예측결과의 후보정으로 구체적으로 다음과 같이 구성되었다: (1) 물리현상을 기반으로 한 참여모델의 지역별 예측성능 평가 및 차별화된 MME 구성, (2) 베이지안(Bayesian) 기법을 바탕으로 한 확률 MME 예측시스템 개발, (3) 확률 MME 기후예측자료의 통계적 후보정.

먼저 ENSO의 복잡성과 그 원격상관을 예측성능을 진단하고 향상시키기 위한 물리적 인자로 사용하고 이를 기반으로 모델을 선택하여 MME를 새로이 구성하였다. 새로 구성된 MME의 경우, 모든 모델을 사용한 MME와 비교하였을 때 동아시아와 호주 여름 강수량 예측에서 향상된 예측성을 보였다. 즉, 물리현상 기반의 모델 선정 및 MME 구성은 특정 계절 및 지역에서 예측성을 향상시키기 위한 한 요인이 될 수 있음을 알 수 있었다. 다음으로 관심 있는 지역을 대상으로 최상의 계절 예측 정보를 제공하기 위하여 새로운 다중모델앙상블 방법을 개발하였다. 즉, 여러 다른 계절 예측 모델의 예측 정보를 바탕으로 우리가 관심을 가진 지역의 계절 예측을 향상시키기 위하여 과거 예측과 관측 사이의 관계를 이용하였다. 또한 안정적으로 예측 정보를 생산하기 위한 장치도 마련하였다. 이를 통해 보다 안정적인 계절 예측 다중모델 앙상블 예측 자료를 생산할 수 있을 것으로 기대한다. 마지막으로 확률 MME 기후예측자료의 통계적 후보정을 예측성 향상에 대한 가능성을 살펴보았다. 즉, APCC PMME에 대한 PAC 적용 가능성(feasibility) 평가 결과 PMME Hindcast의 선행시간 1개월 예측성이 대부분 월에서 개선되었음을 확인할 수 있었다. 후보정의 효과가 개별 모델이 아니라 MME에 대해서도 적용가능함을 알 수 있었다. 이 연구에서 시도된 방법은 다음 연구에서 개선 및 고도화 할 예정이며, 타 기법 및 방안으로 확대하여 수행될 예정이다.

Executive Summary

In order to produce, distribute and utilize regional-specific climate forecasting data for the widespread use of seasonal climate data in consideration of a public service perspective in the Asia-Pacific region, high-quality climate forecasting data should be utilized in regional-specific seasonal climate forecasting. Predictive performance of model and MME technique for such regional-specific climate forecasting should be evaluated and improved. Therefore, in order to develop localized seasonal prediction technology, (1) regional prediction performance evaluation of participating models and differentiation of MME, (2) development of probability MME prediction system based on Bayesian technique, (3) post-processing probability MME climate prediction have been conducted.

First, in order to evaluate the predictive performance of each participant model and to construct a differentiated MME, the ENSO complexity and its teleconnection were used as a physical factor for diagnosing and improving the predictive performance, and the model was selected based on this. The difference between the method used in this study and the existing methods is that ENSO is considered to be a combination of two major modes of tropical Pacific sea surface temperature, and the model was selected by evaluating the predictability of these two modes and their teleconnection. The effect of model selection was dependent to season and region, with better predictability compared to the original MME in East Asia and Australia summer precipitation forecasts. Next, a multi-model ensemble is developed based on Bayesian approach to target the Asia-Pacific region. Two-step approach, *i.e.*, a) individual post-processing and b) final ensemble, was adopted to maximize stability as well as to minimize computational requirement. We introduced regularized Bayesian approach for stability and extensibility. Finally, we considered the possibility of improving the predictability of the probability MME climate prediction data. In other words, as a result of PAC feasibility evaluation for APCC PMME, it was confirmed by Brier Skill Score that PMME Hindcast's 1 month prediction was improved. The method attempted in this study will be improved and advanced in the next study, and will be extended to other techniques and methods.

국문 요약

아태지역의 폭넓은 사용자를 고려하여 공공 서비스 관점에서 지역특화 기후예측자료가 생산, 배포 및 활용 되도록, 고품질의 기후예측자료가 지역 특화된 계절기후예측에서 활용되어야 하며, 이를 바탕으로 지역별/계절별 혹은 참여모델/MME 기법에 따른 예측성능이 평가 및 제고되어야 한다. 따라서 지역특화 계절 예측 기술 개발을 위해서 (1) 참여모델의 지역별 예측성능 평가 및 차별화된 MME 구성, (2) 베이지안(Bayesian) 기법을 바탕으로 한 확률 MME 예측시스템 개발, (3) 확률 MME 기후예측자료의 통계적 후보정의 세 가지 방안에 대한 연구가 수행되었다.

먼저, 참여모델의 지역별 예측성능 평가 및 차별화된 MME 구성을 위해서 ENSO의 복잡성과 그 원격상관을 예측성능을 진단하고 향상시키기 위한 물리적 인자로 사용하고 이를 기반으로 모델을 선택하였다. 기존의 방법 대비 그 차이점은 이 연구에서는 ENSO를 열대태평양 해수면 온도의 2개 주요모드의 결합으로 보고, 두 모드의 예측성 및 그 원격상관을 동시에 평가하여 모델을 선정하였다. 모델 선택의 효과는 계절 및 지역에 따라 달라졌으며, 동아시아와 호주 여름 강수량 예측에서 원래의 MME에 비교했을 때 보다 향상된 예측성을 보였다. 또한, 아태지역을 대상으로 베이스 접근법에 기반한 다중모델앙상블 기법을 개발하였다. 향후 현업화가 가능하도록 계산량을 최소화하면서도 안정적인 다중모델앙상블을 위하여 개별 모델 후보정과 최종 합성 단계로 단계적 접근을 취하였다. 기본적으로 베이스 접근법을 따랐으며 안정성과 확장성을 위하여 정규화 기법을 도입하였다. 마지막으로 확률 MME 기후예측자료의 통계적 후보정을 통한 예측성 향상에 대한 가능성을 살펴보았다. 즉, APCC PMME에 대한 PAC 적용가능성(feasibility) 평가 결과 PMME Hindcast의 선행시간 1개월 예측성이 대부분 월에서 개선되었음을 Brier Skill Score를 통해서 확인할 수 있었다. 이 연구에서 시도된 방법은 다음 연구에서 개선 및 고도화 할 예정이며, 타 기법 및 방안으로 확대하여 수행될 예정이다.

목차

평문 초록	i
Executive Summary	ii
국문 요약	iii
목차	iv
표 차례	vi
그림 차례	vii
1. 서론	1
2. 참여모델의 지역별 예측성능 평가 및 차별화된 MME 구성	2
가. 개요	2
나. 방법 및 자료	4
(1) 자료	4
(가) 모델 자료	4
(나) 관측 자료	4
(2) ENSO의 복잡성(Complexity)	5
다. 결과	6
(1) ENSO의 통계적 특성 및 기후모델의 재현성	6
(2) 기후모델의 지역별 계절예측 성능 검증	8
3. 베이지안 기법을 바탕으로 한 확률MME예측시스템 개발	12
가. 연구의 배경	12
나. 자료 및 방법	12
(1) 바이어스 후보정을 위한 베이즈 회귀	13
(2) 정규화 기법을 적용한 능형 회귀	15
다. 예측 결과와 토의	17
라. 향후 계획	17
4. APCC 확률계절예측정보의 예측성 개선을 위한 Probability Anomaly Correlation 기법의 활용가능성(Feasibility) 평가	19
가. 연구의 배경	19
나. Data and Methods	20
다. Results and Discussion	21
4. 요약 및 결론	24

사사25

References26

부록 A. WMO “Guidance on Operational Practice for Objective Seasonal Forecasting” ...31

부록 B. ENSO의 두 가지 공간유형에 따른 지역 기후 영향32

부록 C. ENSO spatio-temporal complexity33

부록 D. 관측 및 개별 모델의 상세 결과34

표 차례

Table 1. Description of the eight coupled climate models used in this study.	5
Table 2. Stepwise strategies and approaches for developing Bayesian multi-model	5
Table 3. Monthly Brier Skill Scores (BSS) of the Above Normal and Below Normal	24

그림 차례

Figure 1. Consensus regional precipitation outlook for June-July-August(JJA) 2018 based ...	5
Figure 2. (a) First and (b) second EOF patterns of a monthly rolling 3-month mean SST ...	7
Figure 3. Spatial pattern of SSTA (shaded) averaged over the monthly rolling 3 months ...	9
Figure 4 Same as Figure 2, but for MME average. Pattern correlation coefficients ...	10
Figure 5 (a) Temporal correlation coefficient (TCC) skills between the observed and ...	11
Figure 6. Conceptual flow chart from the individual models' raw prediction (left) to ...	16
Figure 7. Individually bias-corrected 2 m temperature prediction (error bars) and the ...	18
Figure 8. Same as Figure 7, but for grid point near the Korean peninsula, where ...	19
Figure 9. Monthly Brier Skill Scores (BSS) of the Below Normal tercile of precipitation ...	23
Figure 10. Monthly Brier Skill Scores (BSS) of the Above Normal tercile of ...	23

1. 서론

날씨부터 기후까지 이음새 없는 예측(Seamless prediction)은 세계기상기구(World Meteorological Organization, WMO)의 World Climate Research Programme(WCRP)¹⁾와 World Weather Research Programme(WWRP)의 공통 관심분야 중 하나로 최근 전 세계적인 이슈로 각광받고 있다. 이와 더불어서 정확하고 신뢰도 높은 전 지구적 혹은 지역적 중장기 계절 예측 정보를 제공하기 위한 사회·경제적 요구들이 급증해 왔으며, 이러한 요구들에 부응하고자 과거 수십 년에 걸쳐 기후 시스템에 대한 지속적인 이해와 꾸준한 노력을 통해 기후 수치 모델링 기술 분야에서 괄목할만한 놀라운 진보가 있어왔다(Molteni et al., 1996, 2011; Goddard et al., 2001; Kusunoki et al., 2001; Saha et al., 2006, 2014; Arribaset al., 2011; MacLachlan et al., 2015; Lee et al., 2014). 또한, 이음새 없는 예측을 위해서 전 지구 접합(결합, Coupled) 모델의 개선 및 활용은 필수 불가결한 요소로(Ham et al. 2009), 많은 현업 기관에서 전 지구 예측 시스템을 대기, 해양, 지면, 해빙의 초기화 및 그들의 상호작용을 포함하는 방향으로 발전시켜 오고 있다(Saha et al., 2014; MacLachlan et al., 2015).

다른 우수 현업기관과 마찬가지로 Asia-Pacific Economic Cooperation(APEC) 기후센터(APEC Climate Center, APCC)도 2005년 개소 이후부터 지난 십여 년 이상 센터 내(in-house)에서 자체적으로 전 지구 접합 기후예측 모델을 개발 및 운영 해 오고 있다(Jeong et al., 2008; Ham et al., 2019). 또한, 아시아·태평양 지역 내 다중모델 앙상블(Multi-Model Ensemble, MME) 기반의 고품질의 계절기후예측자료를 생산 및 제공하기 위해 꾸준한 노력을 해 오고 있다. MME 계절기후예측의 예측성 향상은 모델 운영 기관(Model provider)의 자체 모델 향상 계획에 의존해야 하며, 월별 자료만 제공하는 등의 자료 가용성(data availability)에 대한 한계가 존재함에도 불구하고 현재 매월 정기적으로 3개월에서 6개월의 MME 기반의 계절기후 예측자료를 결정론적/확률론적 형태로 생산 및 아·태지역에 배포하고 있으며(Min et al., 2014), 이와 관련된 계절기후예측 검증결과 또한 함께 제공하고 있다²⁾. 아울러, 이러한 현업 운영 및 서비스 이외에 MME 참여 모델의 진단, 예측시스템의 개선 및 안정화, 기후예측자료의 검증, 새로운 콘텐츠 개발을 통한 기후예측서비스 다변화와 같은 기후예측 기술 개발 및 향상을 위한 노력이 꾸준히 지속되어 왔다. 또한 이런 내부적 노력 이외에도 APCC MME 참여 기후예측모델/시스템이 15여 개에 달하며, 최근까지 명실 공히 가장 폭 넓은 기후모델자료를 보유, 이가 바로 고품질의 계절기후예측자료를 생산하는 주된 요인으로 여겨져 왔다.

최근에는 세계기상기구 선도센터, 북미의 다중모델 앙상블(North American Multi-Model Ensemble, NMME) 등 다중모델 앙상블을 위한 플랫폼이 APCC 이외에도 다수 존재하며, 이들은 최근 계절 내에서 계절(Subseasonal-to-Seasonal, S2S) 규모의 기후예측 자료 등 다양한 자료를 보유하면서, APCC를 위협하며 새로운 시장의 경쟁자로 부상하고 있다. 따라서 이러한 기관들과 비교하여 우위를 확보하기 위해서는 기후예측의 고도화가 필요하다. 그 간의 역학모형 기반의 기후예측 정보는 전구 관점에서 서비스 되어 오고 있으나, 세계기상기구에서는 유사한 기후 특성을 기반으로 하는 지역 규모에서 기후 전망이나 해석이 이루어져야 함을 권고하고 있다³⁾.

1) wcrp-climate.org

2) <http://www.apcc21.org/ser/enso.do?lang=en>

이에 WMO에서 제안한 지역구분과 그 지역에서 운영하는 기후전망포럼(Regional Climate Outlook Forum, RCOF)을 기반으로 여러 기관의 계절 예측 정보를 전문가의 의견이나 시각에 바탕을 둔 합의형 기후 전망을 도출하고 있다⁴⁾. 이러한 배경으로 보다 최근에는 객관적 방법에 기반한 지역 맞춤형 계절예측 정보 생산의 필요성이 대두 되고 있다⁵⁾.

지난 10여 년간 APCC는 MME를 근간으로 현업 운영 및 서비스 측면에서 많은 발전을 이뤄왔다 (APCC 2017). APCC MME 계절기후 예측자료의 전구 예측성능은 여타 세계 우수 현업 기관과 비슷하거나 다소 우위를 확보하고 있으며, 이는 전 세계적으로 가장 다양한 기후예측 모형의 기후예측 자료를 MME에 활용 및 통합함으로써 얻어진 결과로 보여 진다. 구체적으로 예를 들어, 설립 초기에는 아태 지역 내 한국 및 미국형 계절기후예측모형에 의존했으나 현재는 이탈리아, 영국 등 유럽형 기후예측모형이 참여하면서 MME 계절기후예측자료 내 참여모형의 다양화 및 가용 앙상블의 샘플이 증가하는 결과를 낳았다. 계절기후 향상을 위한 기후예측 시스템 개발 및 개선 연구들이 꾸준히 진행되어 왔다. 일반적으로 MME 기법은 개별 모형에 비행 예측성능의 향상을 담보하며(예를 들어, Kirtman and Pirani, 2009), 또한 APCC MME 참여 모형의 향상으로 인해 MME 계절기후 예측자료의 예측성능은 전구 예측성을 기준으로 할 때 과거 대비 상당히 진보했다(Jeong et al., 2016). 하지만, 해양이 아닌 육지 계절기후 예측은 아직 많이 제한적이며, 예측성능의 진보는 지역적으로 살펴보면 명확하지 않다(예를 들어, 동아시아 지역 등). 하지만, 다양한 응용에 이용하거나 고품질의 현지 계절기후 예측을 위해 아태 지역에 특화하여 더욱 향상시킬 필요가 있다.

이에 아태지역의 폭넓은 사용자를 고려하여 공공 서비스 관점에서 지역특화 기후예측자료가 생산, 배포 및 활용 되도록 이 연구는 제안되었다. 즉, 고품질의 기후예측자료가 지역 특화된 계절기후예측에서 활용되어야 하며, 이를 바탕으로 지역별/계절별 혹은 참여모형/MME 기법에 따른 예측성능이 평가 및 제고되어야 한다. 또한, 이를 바탕으로 한 지역특화 MME 기법의 개발은 타 기관과의 비교 우위 및 차별화를 위한 방안이 될 수 있다. 이 연구의 목표 달성을 위해서 연구는 다음의 3가지 방안으로 진행하고자 한다. 크게 (1) 참여모형의 지역별 예측성능 평가 및 차별화된 MME 구성, (2) 베이지안(Bayesian) 기법을 바탕으로 한 확률 MME 예측시스템 개발, (3) 확률 MME 기후예측자료의 통계적 후보정으로 각각의 연구 방법 및 내용은 2장부터 4장에 기술하였다.

2. 참여모형의 지역별 예측성능 평가 및 차별화된 MME 구성

가. 개요

지역특화 계절기후예측 생산을 위한 방안으로 보통은 지역기후전망포럼을 통한 합의형 기후 전망을 도출하고 있다(1장 참조). 이는 그 지역 계절 기후와 관련된 외부강제요소나 큰 규

3) <https://public.wmo.int/en/our-mandate/climate/regional-climate-outlook-products>

4) 예를 들어, <http://bcc.ncc-cma.net/channel.php?id=1121>

5) <http://www.wmo.int/pages/prog/wcp/ccl/ccl17/teco/index.php>

모 순환에 대한 전문가의 의견이나 시각, 가용한 역학 모형의 계절예측결과 등을 바탕으로 주관적인 의견 합의형 예보를 생산하고 있다(Figure 1 참조). 이에 WMO에서는 다양한 예측 툴이나 시스템의 예측성능을 기반으로 이들의 가중치 평균을 수행하거나, 후보정 등을 통한 일련의 예보 절차를 통해서 예보자의 주관적 간섭 없이 매년 객관적인 계절예측이 생산 되도록 예보과정의 시스템화를 권고하고 있다. 이를 위해 몇 가지 가이드스⁶⁾(부록 A 참조)를 제안하고 있으며, 그 중 하나는 계절 예측의 주요 근간으로 MME를 비롯한 역학기후모델(Dynamic Climate Models; 또는 General Circulation Models, GCMs)을 사용하라는 것이다. 또한, MME는 모델 고유의 오차를 상쇄하고, 따라서 더 나은 예측성을 도출하는 유용하고 실용적인 접근법으로(Krishnamurti et al., 1999, 2000; Palmer et al., 2000; Shukla et al., 2000; Barnston et al., 2003; Hagedorn et al., 2005; Doblas-Reyes et al., 2000), 이로 인해 일반적으로 MME의 예측성능은 개별 성분 모델에 비해서 높은 것으로 알려져 있다(Krishnamurti et al., 2000; Palmer et al., 2000; Pavan and Doblas-Reyes 2000; Peng et al., 2002; Shukla et al., 2000; Hagegorn et al. 2005; Doblas-Reyes et al., 2005; Yun et al., 2005; Wang et al., 2008, 2009; Min et al. 2009; Lee et al., 2010). 단, 다수의 역학 모델이 유용할 때 가장 적절한 모델을 선정하여 사용할 것을 권고하고 있으며, 그 기준으로 (1) 접합모델, (2) 지역 예측성능, (3) 기후 인자의 요건을 제시하고 있다. 따라서 이 연구에서는 엘니뇨-남방진동(El Nino-Southern Oscillation, ENSO)의 복잡성과 지역기후에의 영향을 바탕으로 접합모델의 지역 예측성능을 평가하고, 우수 모델을 선정하여 차별화된 MME를 구성하는 방안에 대해서 제안하고자 한다.

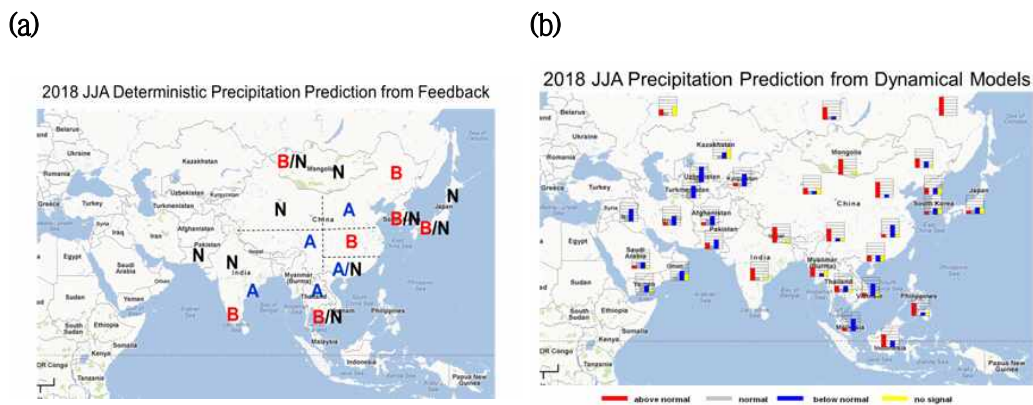


Figure 1. Consensus regional precipitation outlook for June-July-August(JJA) 2018 based on (a) possible influence of external forcing factors and summer monsoon circulation and (b) dynamical models including European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF), United Kingdom Meteorological Office (UKMO), Climate Prediction Center (CPC), Tokyo Climate Center (TCC), APCC, and Beijing Climacter Center (BCC), issued at the Forum on Regional Climate Monitoring-Assessment-Prediction for Asia (FOCRAII).

6) <https://wmoomm.sharepoint.com/:b:/s/wmocpdb/EQeDmiRg-QZBvwAYIa0Z83EBGK3GcN5Ye73nNaVAvam3hg?e=h21AL7>

나. 방법 및 자료

(1) 자료

(가) 모델 자료

이 연구에 사용된 집합기후예측모델 및 시스템은 Table 1에 나타내었으며, 이 계절 기후 예측자료를 활용하여 지역특화 된 MME 예측기술을 개발하고자 한다. 이 연구에서 MME는 모델 평균에서 모델 기후 값(Climatology)을 보정한 모델편차를 추가 보정이나 가중치 없이 단순 평균한 값을 나타낸다(Sohn et al. 2011).

(나) 관측 자료

이 연구에서는 APCC 계절기후예측의 검증 시스템에서 관측(reference) 자료로 이용되는 National Centers for Environmental Prediction-National Center for Atmospheric Research (NCEP-NCAR) reanalysis products(Kalnay et al., 1996), Climate Anomaly Monitoring System (CAMS) and Outgoing Longwave Radiation (OLR) Precipitation Index (OPI) product(CAMS OPI; Janowiak and Xie, 1999), optimum interpolation (OI) of sea surface temperature (SST) data(Reynolds et al., 2002)를 사용하였다. 이 연구에서는 OISST를 기준(Referece) 자료로 사용하여 ENSO를 정의하였으므로, 다중의 관측 자료(multiple observational data sets) 간 분포를 파악하기 위하여 추가적으로 Extended Reconstructed SST (ERSST.v3b; Smith et al., 2008)와 Met Office Hadley Centre' s SST(HISST; Rayner et al. 2003)를 사용하였다.

Table 1. Description of the eight coupled climate models used in this study.

Country	Inst.	Model	AGCM /resolution	OGCM /resolution	# of Ens.	Hindcast Period	Reference
AU	BOM ^a	POAMA ⁱ 2.4	BAM3.0d /T47L17	ACOM2 /0.5-1.5° lat ×2° lon L25	33	1983-2011	Cottrill et al. (2013)
CA	MSC ^f	CCCma ^b	AGCM3	OGCM4	20	1982-2010	Merryfield et al. (2013)
		CGCM3	/T63L31	/1.41° lon × 0			
		CCCma	AGCM4	.94° lat L40			
IT	CMCC ^d	SPS ^j v2	ECHAM5.3	OPA8.2	9	1982-2005	Alessandri et al. (2010)
			/T63L19	/ORCA2 grid_L31			
JP	JMA ⁿ						
KR	APCC	SCoPS ^k	ECHAM5.3 /T159	POP ^m 2.0.1 /			Ham et al. (2019)
US	NASA ^g	GMAO ^e	GEOS-5	MOM4	11	1982-2011	Ham et al. (2012, 2014)
			/288x181L72	/720 × 410 L40			
	NCEP ^h	CFS ^c v2	GFS /T126L64	MOM4 /1/3° lat × 1° lon L40	17	1983-2005	Saha et al. (2014)

a Bureau of Meteorology

b Canadian Centre for Climate Modeling and Analysis

c Climate Forecast System

d Centro Euro-Mediterraneo per i Cambiamenti Climatici

e Global Modeling and Assimilation Office

f Meteorological Service of Canada

g National Aeronautics and Space Administration

h National Center for Environmental Prediction

i Predictive Ocean-Atmosphere Model for Australia

j Seasonal Prediction System

k Seamless Coupled Prediction System

l ECMWF-Hamburg Atmospheric Model

m Parallel Ocean Program

n Japan Meteorological Agency

(2) ENSO의 복잡성(Complexity)

매 수년 주기로 발생하는 열대 태평양의 해수면 온난화(Warming) 및 적도 무역풍의 약화 현상을 ENSO라고 하는데, 2000년대 이후로는 이 현상이 서로 다른 SST 공간패턴을 가지는 형태로 양분화 되어 인식되어 왔다. 즉, 1997/98년 El Niño와 같이 동태평양이 온난한 전형적인

형태(McPhaden, 1999)와 중태평양이 온난한 비전형적인 형태(Larkin and Harrison, 2005; Ashok et al., 2007; Yu and Kao, 2007; Kao and Yu, 2009; Kug et al., 2009, 2010)로 서로 다른 SST 공간패턴으로 인해 차별화된 원격상관을 가진다고 알려져 왔다(Jeong et al., 2012; 부록 B 참조). 하지만, 1980년대를 기점으로 그 이전에 발생한 전통적인 El Niño는 서쪽 전파(Westward propagating)를 하고(Rasmusson and Carpenter, 1982), 그 이후에 발생한 1982/83년과 1997/98년과 같은 El Niño는 동쪽 전파를 했다. 또한, 2015/16년 El Niño⁷⁾는 두 가지 공간 유형을 동시에 가지면서 진행되었다(UNDP, 2017). 따라서 Timmermann et al. (2018)는 종래의 ENSO에 대한 인식을 공간 패턴의 다양성(Diversity)에서부터 시간적 특징, 역학 및 다른 요소들을 포함시켜 확장하여, ENSO의 시·공간적 복잡성으로 확장하였다. ENSO 현상을 중·동태평양과 관련된 두 가지 공간 유형으로 이원화하는 것이 아니라, 두 경험적 직교함수(Empirical Orthogonal Function, EOF) 모드의 결합으로 나타냄으로써 결과적으로 두 지역의 역학을 복합적으로 나타낼 수 있다 (부록 C 참조). 이 연구에서는 Timmermann et al. (2018)의 정의를 따르되, 트렌드 제거 없이 매월 이동 계절평균에 대한 SSTA에 EOF 분석을 수행하여, ENSO의 월별 발달 상황(Evolution)을 분석하고 그 결과를 향후 원격상관 영향 분석에 활용하고자 하였다. 아울러 이러한 ENSO의 통계적 특성을 파악하고 이에 대한 기후모형의 재현성을 분석하였다. 이를 바탕으로 기후모형의 지역별 계절예측 성능 검증 방안으로 활용하였다.

다. 결과

(1) ENSO의 통계적 특성 및 기후모형의 재현성

Figure 2는 1983년부터 2005년의 기간 동안의 열대 태평양(25° S-25° N and 140° E-80° W) 해수면온도 편차(SST Anomaly, SSTA)의 매월 3개월 이동평균에 대한 EOF 분석 수행 결과로, ENSO의 첫 번째와 두 번째 성분을 나타낸다. 첫 번째 모드는 ENSO의 고유 성분인 태평양 해수면온도의 warming (또는 cooling)을 나타내는데, El Niño일 경우 양의 편차가 적도 태평양의 cold tongue 지역에서부터 좀 더 동쪽까지 확대된 모습을 볼 수 있다. 첫 번째 모드와 관련된 시계열(PC time series)이 음의 부호를 가질 경우에는 La Niña의 경우로 같은 영역에 음의 편차를 나타낸다. 두 번째는 모드는 종래의 관점과 달리 중태평양 El Niño만을 나타내는 것이 아니라(Jeong et al., 2012), ENSO의 주요성분인 첫 번째 모드의 동서방향으로의 이동(Shift)을 나타낸다(Timmermann et al., 2018). 다시 말해, 두 번째 모드와 관련된 시계열이 양의 부호를 가지면 적도태평양 해수면온도의 warming이 서쪽으로 이동하여 중태평양이 강화되고, 음의 부호를 가지면 동쪽으로 이동하여 동태평양이 강화된다. 이 연구에서는 전체 시계열(year-round) 자료가 아닌 매월 3개월 이동평균 해수면온도 편차에 EOF 분석을 수행하여 매월 ENSO가 설명하는 SST의 변동성(fractional variances)을 살펴 볼 수 있다. 이 부분의 통계적 특징은 추후 논의하도록 한다. 타 관측 자료의 경우에도 아주 근소한 차이로 동일한 공간 분포를 보여준다(Figures 2와 3). 공간 상관계수로 살펴 볼 때, OISST와 ERSST에 대해서는 0.95~0.99를,

7) 2015/16년 El Niño는 과거 100년 동안 가장 강한 이벤트 중 하나로, Niño 3와 Niño 4 지수 모두 2° C를 초과했으며 중·동태평양 모두에서 심각한 warming이 존재하면서, 잠재적으로 두 가지 다른 종류의 El Niño가 혼합된 형태로 분류되었다(UNDP, 2017)

HISST에 대해서는 0.95~0.99의 유사성을 나타낸다. 즉, 어떤 관측 자료를 쓰더라도 해수면온도가 나타내는 ENSO 고유의 성분임을 알 수 있다.

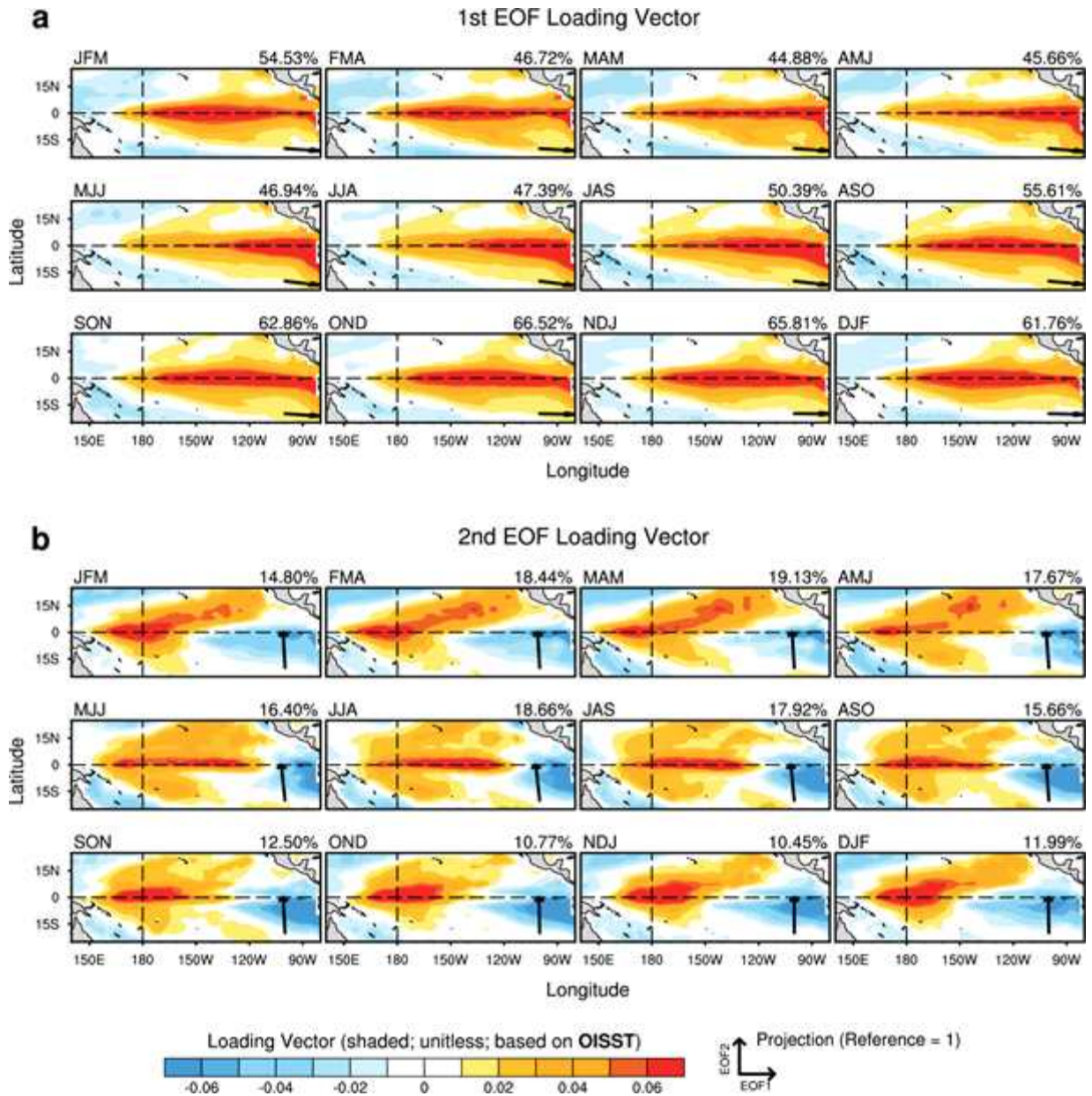


Figure 2. (a) First and (b) second EOF patterns of a monthly rolling 3-month mean SST anomaly (SSTA) computed for 25° S-25° N and 140° E-80° W during 1983-2005, based on OISST. The fractional variance explained by each model for seasons are provided in upper right of each panel. At the bottom right of panels, the associated principle components (PCs) are shown. The abscissa is PC1, the ordinate is PC2 and the arrow length is proportional to the magnitude in PC1-PC2 space (an arrow magnitude of 1 is indicated by the circles).

이 연구에서 사용된 ENSO의 효용성을 알아보기 위해서 1982/83과 1997/98 El Niño의 두 사례를 Onset 시기부터 Mature Phase까지 해수면온도의 상태를 살펴보았다(Figure 3 참조). 두

이벤트 모두 성쇠기인 November-December-January(NDJ)와 December-January-February(DJF) 동안 2° C를 초과하는 강한 El Niño로 SSTA의 Warming이 cold tongue 지역에서 동쪽까지 확장된 전형적인 공간 패턴을 보인다. El Niño를 정의하기 위해서 가장 흔히 사용하는 종래의 방법인 Niño3.4 지수로 살펴보면, Onset 시기부터 성장기를 거쳐 성쇠기에 이르는 기간 동안 다소 강도의 차이는 있지만, 두 이벤트 모두 약한 강도의 El Niño에서 시작하여 중간 강도의 엘니뇨로 성장, 늦여름-초가을 시기에 이르러서는 강한 엘니뇨가 되었다가 성쇠기에 최고조로 발달, 이듬해 늦은 겨울-봄에 다시 약한 엘니뇨로 그 강도가 약해지는 진행 상황을 보인다. 하지만 두 El Niño의 SSTA 공간에 대한 발달 상황을 살펴보면, 서로 다른 진행을 하는 것을 알 수 있다. 즉, 엘니뇨가 성장하는 기간인 April-May-June(AMJ)부터 July-August-September(JAS) 동안 서로 다른 공간 패턴을 보이는데, 1982/83 엘니뇨 동안에는 적도태평양 SSTA warming의 서쪽 강화(PC1-PC2의 공간에서 화살표가 1사분면에 위치)가 강하게 발달하는 반면에 1997/98 엘니뇨 동안에는 동편 강화(PC1-PC2의 공간에서 화살표가 1사분면에 위치)가 강하게 발달하는 것을 알 수 있다. 기존의 Niño3.4 지수와 비교해 볼 때, 이 연구에서는 ENSO의 시공간적인 복잡성을 설명할 수 있는 것을 알 수 있다.

엘니뇨의 복잡한 시공간을 표현하는 두 모드(Figure 2 참조)에 대한 역학모델의 재현성을 평가하였다. Figure 4는 1983년부터 2005년의 기간 동안 MME에 대해서 열대 태평양 SSTA의 매월 3개월 이동평균에 EOF 분석을 동일하게 수행한 보여준다. 결국, 모델이 재현한 엘니뇨의 두 주요 공간 패턴은 일반적으로 관측과 잘 일치하는 것을 알 수 있었다. 이는 역학모델이 계절예측에 있어서 El Niño의 주요 특징인 warming 지역과 동서방향의 이동을 잘 재현하고 있으며, 따라서 기후인자로서 원격상관에 대한 평가를 위해 충분히 사용될 수 있음을 나타낸다(2. 나. 참조). 좀 더 자세히 살펴보면, 주요 모드인 적도 태평양의 cold tongue 지역에서부터 그 동쪽까지 확장한 warming은 관측과 비교할 때 0.91~0.99의 공간상관계수를 나타내며, 이 warming의 동서방향의 이동을 나타내는 두 번째 모드의 경우에는 0.84~0.92의 공간상관계수를 나타낸다. 관측과 비교할 때, 두 번째 모드와 관련된 동서방향 이동은 첫 번째와 모드에 비교할 때 예측성이 다소 낮은 것을 알 수 있다. 이는 ENSO 예측의 핵심 사항은 두 번째 모드에 달려 있으며, 태평양의 SSTA warming의 동서이동을 잘 재현하는 것에 달려 있음을 알 수 있다. 관측과 개별 모델의 두 모드에 대한 월별 재현성은 Figures A5-16에 나타내었다.

(2) 기후모델의 지역별 계절예측 성능 검증

Figure 5는 ENSO의 기후모델의 재현성을 바탕으로 여러 조합의 MME를 구성, 그 결과를 SST, 지표면온도, 강수량의 계절예측 성능에 대해 검증한 결과이다. 변수 간 차이를 살펴보면, SST, 지표면온도, 강수량의 순이며 TCC skills의 공간 분포로 살펴보면 방법 간 차이는 유의하게 보이게 않는다. 공통적으로 열대 태평양에서 변수나 방법에 무관하게 모델이 잘 예측하고 있음을 알 수 있다. 하지만, 새로운 조합으로 구성된 MME와 모든 모델을 사용한 MME의 차이를 살펴보면, 그 예측성능이 지역마다 다르고 특히 동아시아와 같은 아열대 지역에서 유의하게 차이를 알 수 있다. 즉, ENSO 또는 그 원격상관의 재현성을 바탕으로 모델을 선별할 경우 지역 예측 성능에 유의한 차이를 줄 수 있음을 알 수 있다.

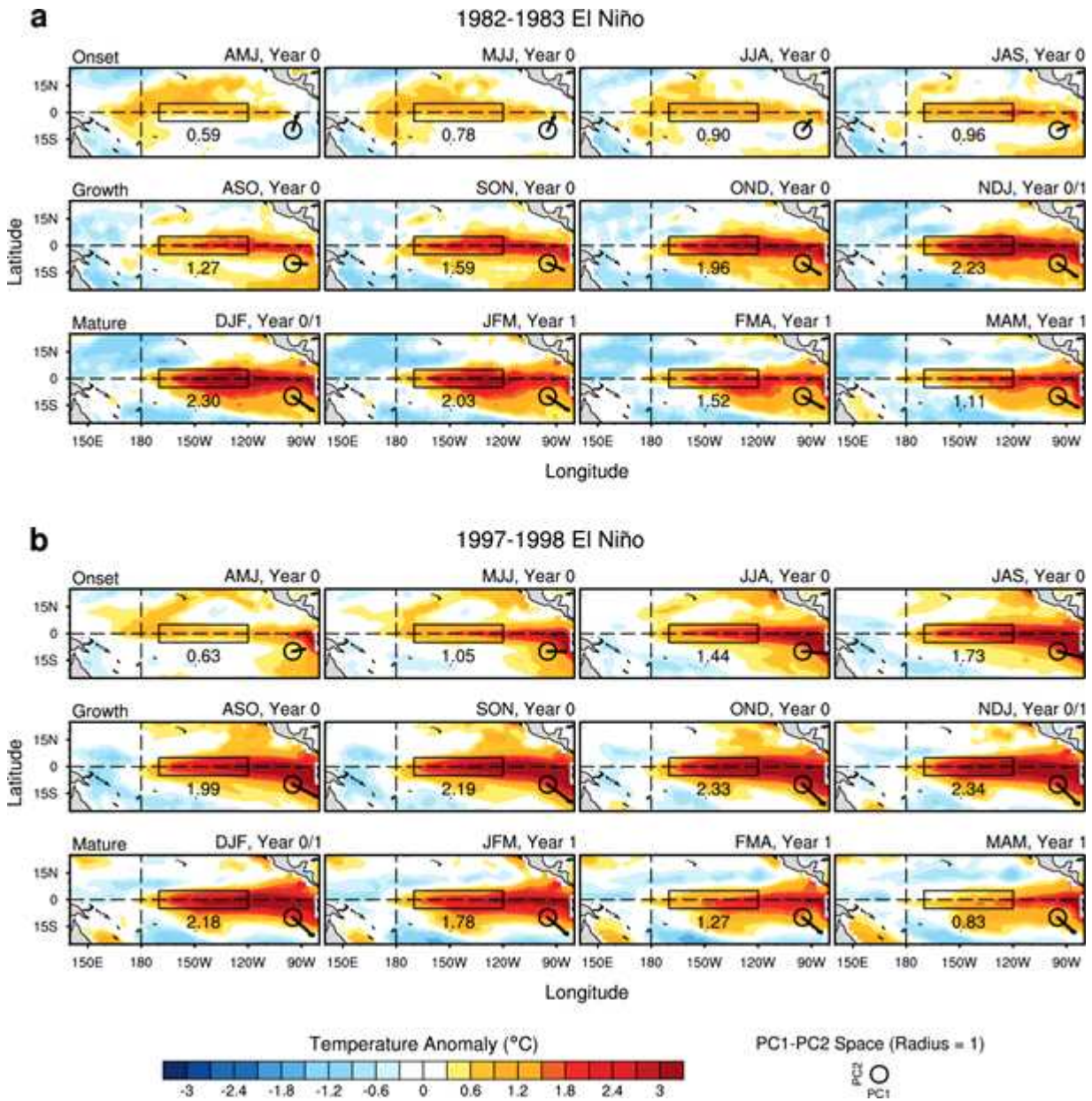


Figure 3. Spatial pattern of SSTA (shaded) averaged over the monthly rolling 3 months from preceding April-May-June (AMJ) through following March-April-May (MAM) of selected El Niño events for (a) 1982/83 and 1997/98. At the bottom right of panels, the associated principle components (PCs) are shown. The abscissa is PC1, the ordinate is PC2 and the arrow length is proportional to the magnitude in PC1-PC2 space (an arrow magnitude of 1 is indicated by the circles). The Niño 3.4 region is denoted by a rectangular box in each panel. The value of Niño 3.4 is given under the rectangular box.

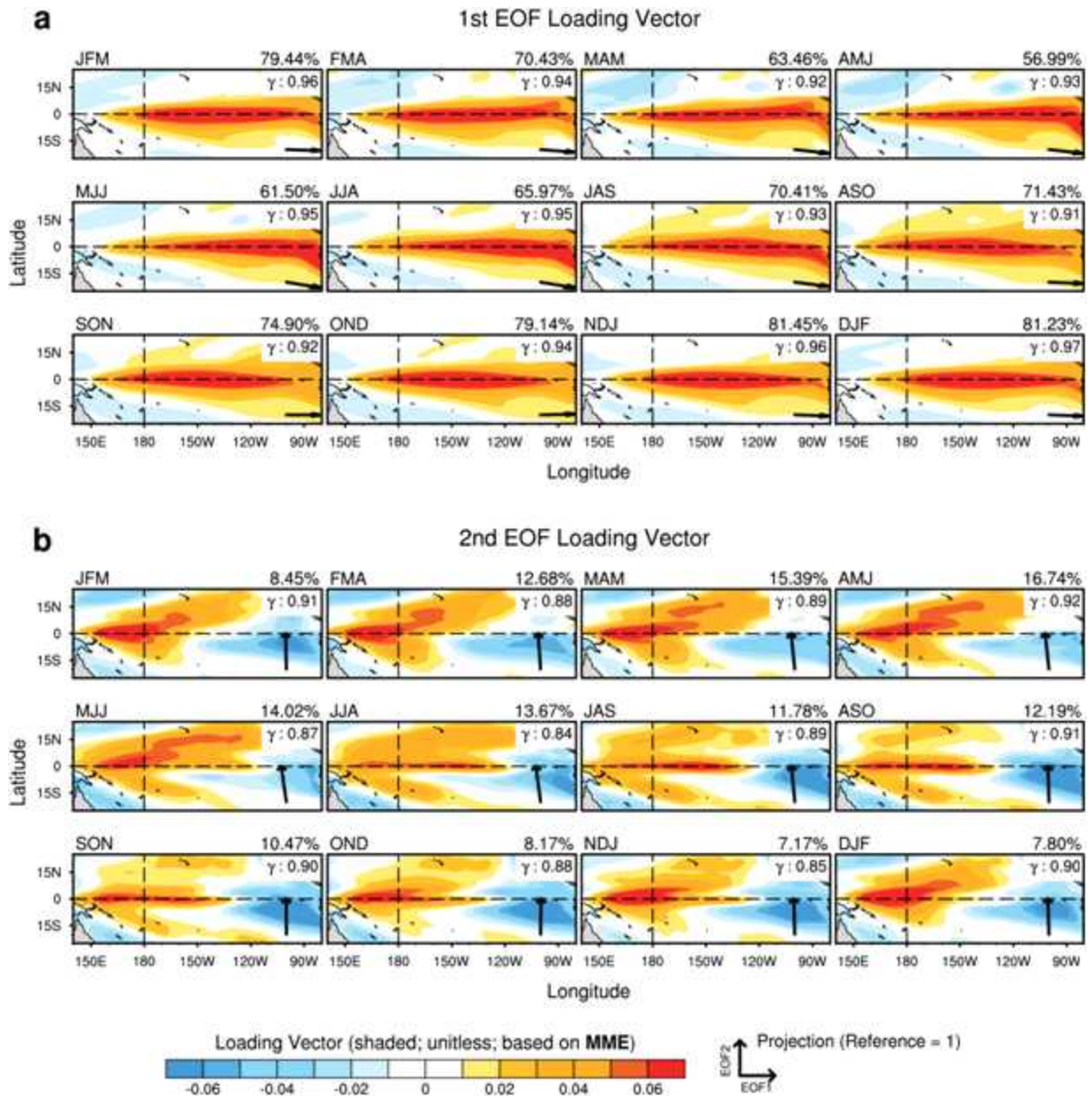


Figure 4 Same as Figure 2, but for MME average. Pattern correlation coefficients between the observed and MME simulated are given at upper right of the panels.

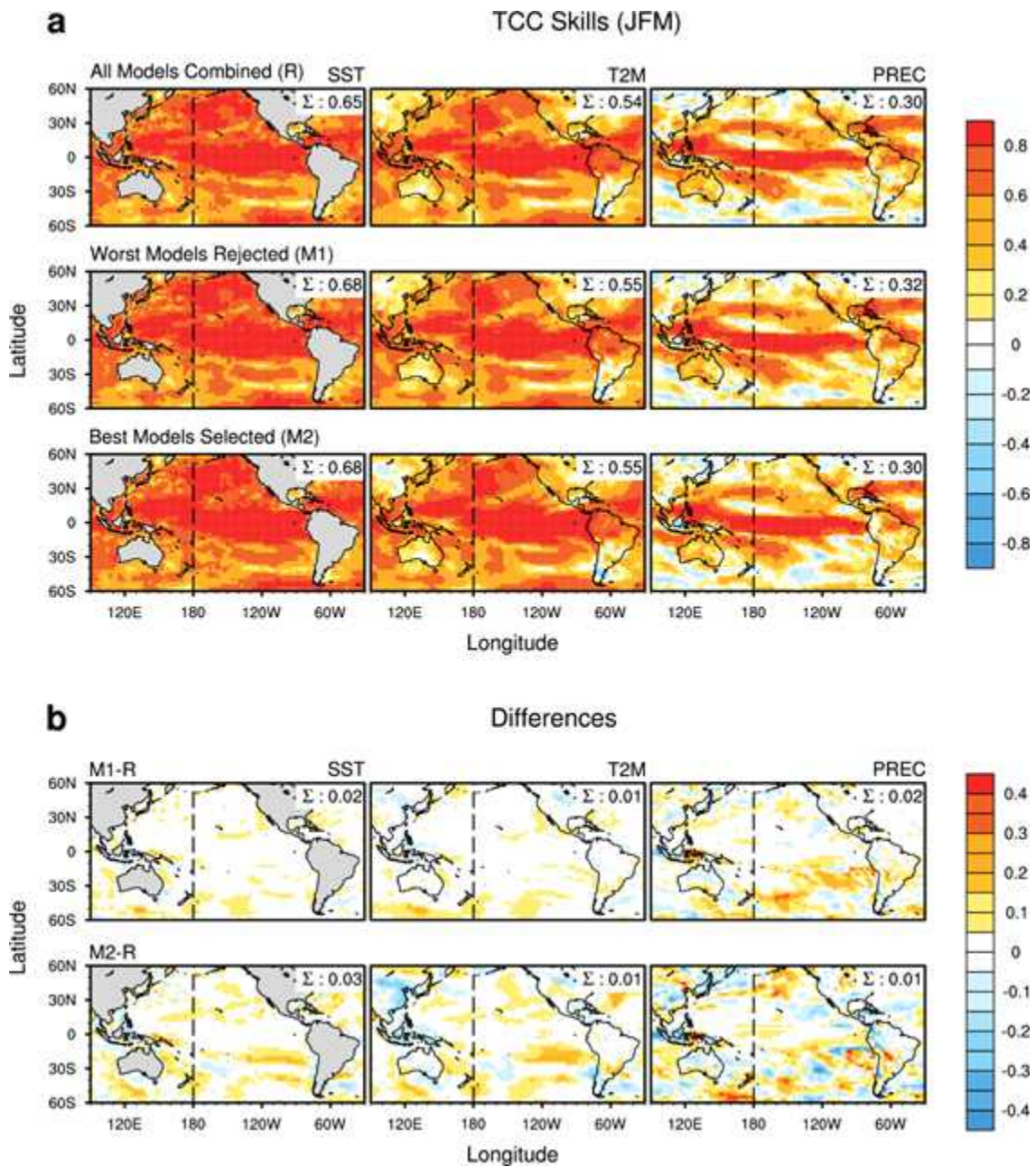


Figure 5. (a) Temporal correlation coefficient (TCC) skills between the observed and MME seasonal mean anomalies for the original (upper panels) and worst models rejected (middle), and best models selected (bottom), and (b) their differences, based on SST (left), temperature at 2m (center), and precipitation (right).

3. 베이지안 기법을 바탕으로 한 확률MME예측시스템 개발 가. 연구의 배경

우리 센터를 비롯한 계절 예측 정보 생산 기관에서는 기본적으로 전구에 대한 다중모델앙상블 계절 예측 자료를 제공하고 있다. 이러한 다중모델앙상블 자료는 연구 목적으로 사용되기도 하지만, 여러 국가에서 현업 계절 예보를 내는 데 참고 자료로 이용되기도 한다. 따라서 다중모델앙상블 자료의 후처리를 통해 관심 지역에 특화된 계절 예측 정보를 제공함으로써 현업 계절 예보에 도움을 주고자 하였다.

이를 위하여 하인드캐스트 기간에 나타난 다중모델앙상블 자료와 관측값 사이의 관계를 이용하여 원시 다중모델앙상블 예측값을 보정하고, 예측값과 관측값 사이의 불확실성을 고려하여 예측 분포를 만들고자 하였다. 원시 예측값을 보정하는 데에는 베イズ 능형 회귀를 도입하였는데, 베イズ 접근법은 새로운 자료를 통하여 기존 예측값을 갱신해나가는 개념으로 다중모델앙상블과 같이 여러 자료를 이용하여 최종 예측값을 추정하는 계절 예측에 사용하기에 적절한 것으로 판단된다. 또한, 예측 자료 생산에 안정성을 높이기 위하여 정규화 기법인 능형 회귀를 적용하였는데, 이를 통하여 향후 예측 인자가 다변화될 때 예측 안정성을 유지하고자 하였다. 베イズ 능형 회귀를 통해 개별 모델의 바이어스를 후보정한 후 생산된 개별 모델 예측 정보를 이용하여 최종 예측 정보를 갱신하는데, 이번 연구에서는 개별 예측 모델의 과거 예측 성능을 고려하지 않고 균등 가중치를 적용하여 최종 예측값을 생산하였다.

나. 자료 및 방법

이 연구에는 우리 센터에서 제공하는 다중모델앙상블의 개별 예측 모델 월별 계절 예측값과 ECMWF (European Centre of Medium-Range Weather Forecasts)의 재분석 자료 ERA-5 (ECMWF ReAnalysis)를 이용하였다. 바이어스 후보정을 위한 회귀 분석은 개별 모델별로 가용한 하인드캐스트 기간의 자료만을 추출하여 사용하였고, 실제 예측은 포어캐스트 기간에 대하여 수행하였다. 온전한 베イズ 접근법을 이용할 경우, 계산량이 증가하여 현업에 적용이 어려울 것으로 판단하여, 개별 예측 보정 단계와 최종 합성 단계로 나누어 진행하였고, 각 단계에서는 위에서 설명한 바와 같이 이 연구에서는 바이어스 보정을 적용한 베イズ 능형 회귀를 사용(Table 2)하였다.

Table 2. Stepwise strategies and approaches for developing Bayesian multi-model ensemble system.

STEPS	Bias Correction	Individual Prediction	Final Prediction
Strategies	X ∴ better 2 nd -order product	Full Bayesian Inference ∴ computationally heavy	Weighted Bayesian ∴ future work (stability)
	Hindcast-Based	Bayesian Ridge Regression (L2 Regularization)	Un-Weighted Bayesian (with internal spread)

(1) 바이어스 후보정을 위한 베이지 회귀

베이지 정리는 다음과 같이 표현된다.

$$P(\theta|D) = \frac{P(D|\theta)P(\theta)}{P(D)}$$

여기서 P(D)는

$$P(D) = \sum_{\theta^*} p(D|\theta^*) p(\theta^*)$$

이다.

사전(prior) 확률인 $p(\theta)$ 는 자료 D가 주어지기 전 할당된 변수 θ 값에 대한 믿음의 정도, 즉, 확률을 나타내고, 우리가 최종적으로 알고자 하는 사후(posterior) 확률인 $p(\theta|D)$ 는 자료 D를 고려했을 때 재분배된 변수 θ 값에 대한 확률을 나타낸다. $p(D|\theta)$ 는 우도(likelihood)라고 하며, 모형의 매개변수가 θ 인 경우 자료 D가 관측될 확률에 비례하는 값이고, 이를 모든 가능한 모형으로부터 추정된 값이 $p(D)$, 혹은 marginal likelihood 이다. 베이지 접근법을 기후 예측에 이용하면, 다중 모형의 예측 자료 D를 삼아 예측 정보가 없는 기후값(사전 확률, $p(\theta)$)으로부터 예측 정보를 고려한 최종 예측값(사후 확률, $p(\theta|D)$)를 구할 수 있다.

이러한 예측 모형을 구성하는 방식에는 여러 가지가 있겠으나, 이 연구에서는 베이지 회귀를 이용하여, 개별 모형의 예측 대푯값으로부터 모형 훈련기간의 예측값과 관측값의 선형적인 관계를 우도로 하여 바이어스가 보정된 최종 예측 값의 사후 확률을 추정하였다. 베이지 모형을 계층 구조를 이용하면 기후 조건에 따른 매개변수의 특성 등도 고려할 수 있겠으나, 이번 연

구에서는 개별 예측 생산과 최종 합성 단계로 나누어 접근하였다.

단계별로 살펴보면, 원시 개별 모델 입력값 x 로부터 최종 개별 모델 예측값 y 를 얻는 기본적인 선형 모형은 다음과 같다.

$$\hat{y} = \beta_0 + \sum_i \beta_i \phi_i(x)$$

여기서 $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ 는 개별 모델 예측 단계에서는 매년 예측을 위한 예측 인자를 의미하므로, 이 연구에서는 $N=1$ 의 단순 회귀 형식이고, 최종 합성 단계에서는 각각의 개별 모형을 의미하나 이 연구에서 $\beta=1$ 로 단순화하였다. 또한, 기저 함수 $\phi_j(x)$ 는 현 단계에서는 $\phi_j(x)=x^{(j)}$ 로 사용하였으나, 다중 예측으로 확장할 경우 적절한 함수를 적용하여 x 값을 $\phi_j(x)$ 로 치환하면 개별 예측 인자간의 비선형적인 관계도 고려할 수 있다. 이러한 단계를 일괄적으로 나타내기 위해 일반적인 형식을 유지하였다.

먼저 랜덤 매개변수 θ 의 공액 사전 분포(conjugate prior distribution)로 가우스 분포(Gaussian distribution)을 고려하고,

$$p(\theta) = N(\theta | m_0, s_0)$$

여기서 사전 분포에 대한 평균 m_0 와 공분산 s_0 을 나타낸다. 매개 변수의 사후 분포 $p(\theta | D)$ 는 우도 함수와 사전 분포의 곱으로 표현되는데, 공액 사전분포를 가우시안 분포로 선택하였으므로 사후 분포 역시 가우시안 분포가 된다. 따라서 사후 분포는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$p(\theta | D) = N(\theta | m_N, s_N)$$

이때 구해지는 평균과 공분산은 다음과 같다.

$$m_N = S_N (s_0^{-1} m_0 + \beta \Phi^T D)$$

$$S_N^{-1} = S_0^{-1} + \beta \Phi^T \Phi$$

이를 통해 예측값의 분포를 후보정한 개별 모델의 최종 예측값을 구할 수 있다. 이 연구에서는 단순 베이스 선형 회귀를 이용하였으므로, 기저 함수 $\phi=1$ 로 간단히 나타낼 수 있다. 다만, 향후 다변수 확장성을 위하여 표기 형식을 유지하였고, 다변수로 확장될 경우에 대비하여 정규화 기법을 추가하여 안정성을 유지하고자 하였다. 하인드캐스트 기간에서 구해진 매개변수, 즉 회귀값의 분포에 새로운 예측 값을 곱해 최종 예측 분포를 생산하게 된다. 최종 결과 역시 분포 형으로 계산되며, 이를 삼분위 확률 등으로 재가공하게 된다.

(2) 정규화 기법을 적용한 능형 회귀

다중 회귀 등과 같이 입력 변수가 많아지는 경우 모형이 자료에 과적합되고, 이로 인해 실제 예측 성능은 하락하는 경우가 많다. 특히 기후 예측과 같이 입력 변수에 비해 독립적인 자료의 양이 부족한 경우에 과적합이 나타나기 쉽다.

이러한 과적합을 방지하기 위한 기준과 기법은 여러 가지가 있겠으나, 이 연구에서는 회귀 변수의 가중치가 너무 크지 않은 방향으로 안정화될 수 있도록 정규화 기법을 도입하였다. 정규화 기법에는 절대값에 비례하는 패널티 항을 이용하는 L1 정규화와 LASSO(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator) 회귀, 오차 제곱항에 비례하는 L2 정규화와 능형 회귀 등 여러 가지 종류가 있겠으나, 이 연구에서는 해석이 비교적 용이한 능형 회귀를 이용하였다. 다만, 이번 단계에서는 다중 회귀를 사용하지 않고 단순 베이스 회귀를 이용하므로, 현 단계에서 정규화 기법을 도입함에 따른 실질적 이익은 없고, 향후 다중 변수로 확장되는 경우에 대비하기 위한 작업으로 보아야할 것이다. 즉 선형 회귀(최소자승법)의 손실함수에 유클리디안 놈(L2)을 사용한 패널티($\frac{\lambda}{2} \sum_{i=1} \beta_i^2$)를 부여함으로써,

$$L(\beta) = \frac{1}{2}(y - X\beta)^T(y - X\beta) + \frac{\lambda}{2} \sum_{i=1} \beta_i^2$$

일부 매개변수가 과도하게 성장하는 것을 막아주고 적합한 매개변수를 결과적으로

$$\beta = (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T y$$

로 완화시켜주는 역할을 하게 된다. 이 연구에서는 회귀 과정에 L2 패널티를 적용하여 우리 센터가 제공하는 다른 과제와 통일성을 유지하는 한편, 향후 확장에 대한 안전장치를 마련하였다.

최종적으로 생산되는 예측 결과는 개별 모델 보정 단계와 최종 합성 단계를 거쳐 나온 예측 계절 변수의 확률 분포가 된다(Figure 6). 이번 연구는 기온 변수를 목표로 진행하여 사전/사후 분포를 가우스 분포로 한정하였으나, 향후 극한 기후 지역이나 강수 변수 등 정규 분포의 형태에서 크게 벗어난 변수를 다룰 경우, 분포형에 대한 제약을 완화할 필요가 있다.

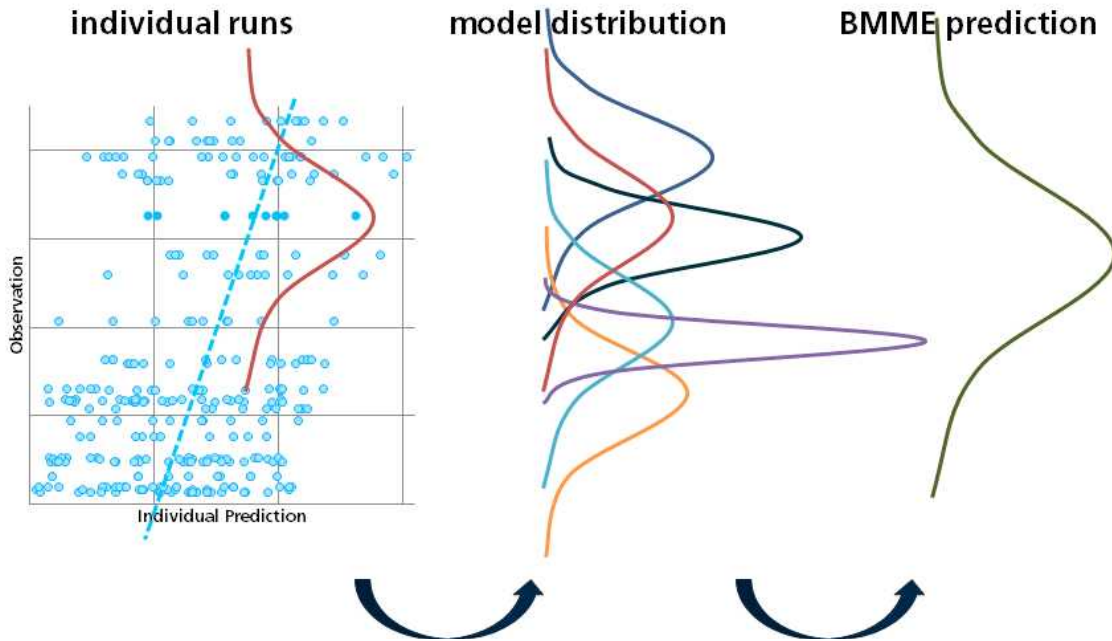


Figure 6. Conceptual flow chart from the individual models' raw prediction (left) to bias-corrected prediction (middle), and finally to the Bayesian multi-model ensemble prediction (right).

다. 예측 결과와 토의

이번 연구는 알고리즘 개발에 집중하여 실제 예측 결과를 생산하지는 않았다. 다만, 실험적으로 생산된 예측값을 통해 일부 특성과 향후 발전 방향에 대한 단서를 찾을 수 있다. 특히 일반적으로 역학 모델의 예측 성능이 좋은 것으로 알려져있는 적도 태평양 엘니뇨 활동 지역 (90° W, Eq.; Figure 7)과 역학 모델이 예측 성능이 좋지 않은 우리나라(127.5° E, 36° N; Figure) 근방의 격자에서 생산된 개별 모델의 최종 예측 자료와 관측의 관계를 살펴본다. 6 월에 생산된 1개월 선행 7월 2m 기온을 예시로 사용하였다.

적도 태평양의 엘니뇨 활동 지역(Figure 7)에서 산출된 바이어스가 보정된 개별 모델의 2 m 기온 예측 최종값은 회색 에러바 그래프로 나타내었다. 또한 당해 관측 재분석 자료(ERA5)의 해당 격자 2 m 기온 값을 검은색 박스로 함께 표시하였다. 그래프에 나타난 바와 같이, 바이어스가 보정된 개별 모델의 예측 범위 안에 대부분의 관측 값이 존재하는 것을 볼 수 있다. 특히 2013-2014 년의 라니냐와 2015-2016 년의 엘니뇨가 발달하는 것을 적절히 예측한 것으로 나타난다. 그러나, 2018-2019 년에 발달하던 라니냐는 바이어스가 보정된 개별 모델의 예측값 범위 내에 관측 기온값이 포함되지 않는 모습을 보인다. 전체적으로 보았을 때, 엘니뇨 활동 지역 등과 같이 계절 예측 모델의 성능이 우수한 지역의 결과값은 현업 계절 예측에 활용하기에 적절한 수준의 결과를 제공하는 것으로 보인다.

그러나, 서태평양의 경계 지역 혹은 중-고위도 지역은 Figure 8의 예시에 나오는 바와 같이 개별 모델에서 명확한 예측 값을 선정하지 않고 있다. 특히, 우리나라 근처와 같이 역학 모델과 실제 기후가 지리적으로 일대일 대응을 이루지 못하고 공간적인 바이어스를 보이는 지역의 경우, 추가적인 예측성을 확보할 수 없다는 단점이 있다. 이러한 문제는 향후 다변수를 이용한 회귀를 통해 예측성을 향상시킬 수 있는 여지를 남겨주나, 이번 연구의 범위를 벗어나므로 다루지 않는다. 그러나 현업적인 측면에서도 이전 다중모델앙상블 기법의 결과와 상이한 결과값이 표출되므로, 최종 결과가 의미하는 바에 대한 해석에 주의할 필요가 있다.

라. 향후 계획

이번 연구를 통하여 다중모델앙상블에 베イズ 접근법을 활용하였고 향후 운영의 안정성을 위하여 정규화 기법을 적용하였다. 이렇게 생산된 바이어스가 보정된 개별 모델의 예측 정보를 기반으로 최종 계절 예측 정보를 생산할 계획이다. 이를 통해서 계절 예측 모델과 관측 사이의 불활실성 및 개별 모델의 예측 성능에 대한 정보를 이용하여 예측성이 향상된 다중모델앙상블 기법을 개발하고자 한다.

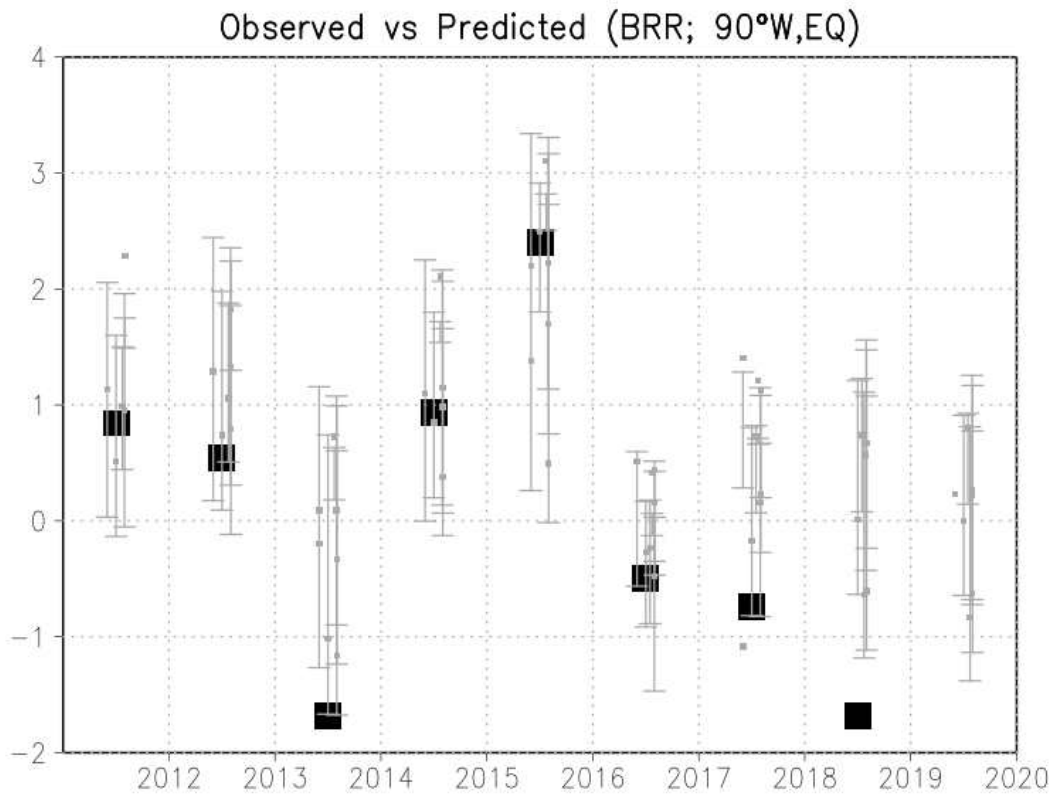


Figure 7. Individually bias-corrected 2 m temperature prediction (error bars) and the corresponding observational reanalysis data (black box, ERA5) at the given grid point of tropical Pacific where El Niño is active and predictability is relatively high.

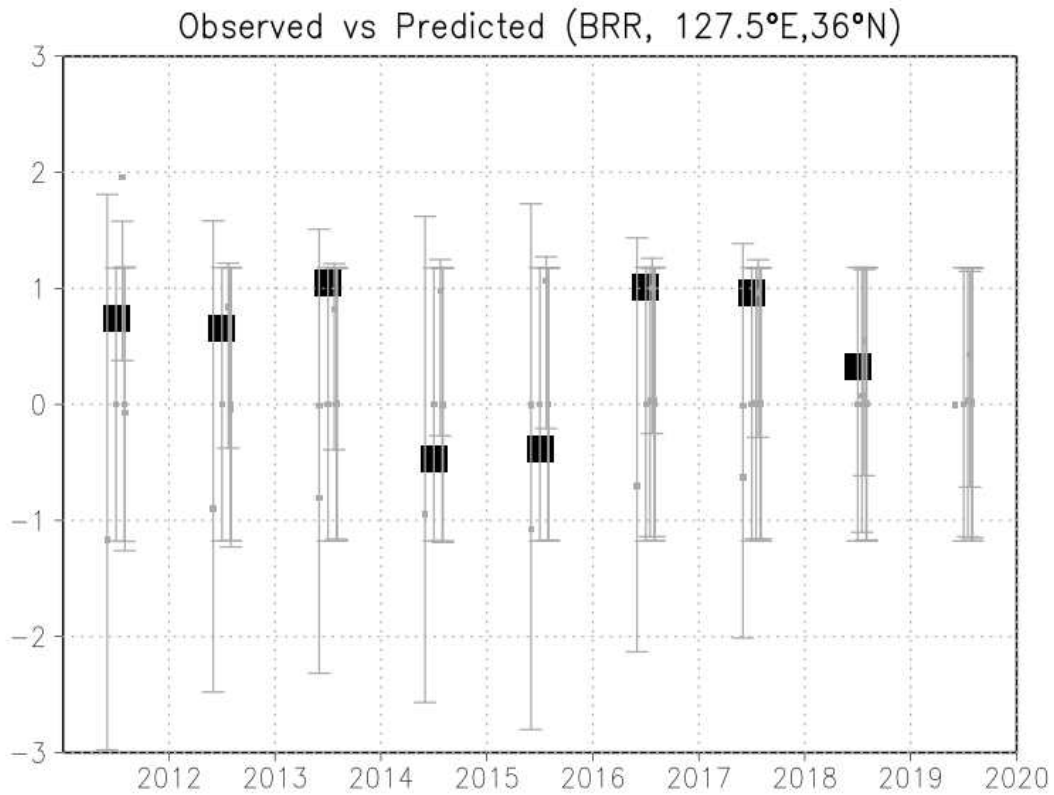


Figure 8. Same as Figure 3, but for grid point near the Korean peninsula, where predictability is relatively low.

4. APCC 확률계절예측정보의 예측성 개선을 위한 Probability Anomaly Correlation 기법의 활용가능성 (Feasibility) 평가

가. 연구의 배경

기후모형으로부터 생산된 역학적 계절 예측은 자연의 비선형적 특성에 의해서 발생하는 불확실성을 고려하기 위해 다수의 앙상블 멤버를 사용한다. APCC는 이러한 다중기후모형 각각의 앙상블 멤버를 모두 사용하여 3분위(tercile)로 나뉜 확률적 계절예보를 생산한다. 기후모형의 역학적 계절 예측은 실제 기후현상의 모든 물리과정을 수치 모사할 수 없기 때문에 실제 관측 값과 편이가 발생할 수밖에 없고 기후예측에 필수적으로 수반되는 불확실성에 대한 정보를 포함하고 있지 않기 때문에 모든 앙상블 멤버 결과 값을 활용한 다중기후모형앙상블 기반 확률 계절예보를 생산하여 제공한다. 하지만 이러한 확률 계절예보 역시 실제 다양한 응용분야 의사결정에 활용하기엔 상당히 낮은 시공간적 해상도와 예측성의 한계를 가지고 있기 때문에 이에 대한 다양한 후처리를 통한 활용성과 예측성을 개선하기 위한 연구들이 시도되고 있다.

본 연구는 APCC에서 다중기후모형앙상블 기반으로 생산된 확률 계절예보를 교정하는 것에 관한 것이다. 앞서 명시했듯이, 기후모델에 의한 체계적인 오류 때문에 교정의 필요성이 발생한다. 예측의 결과를 평가하는 데는 적어도 두 가지 방법이 사용되고 있는데, 일반적으로 예측의 앙상블(일반적으로 앙상블 평균)을 물리적 단위의 검증 기준점과 비교하는 것이고, 두번째 접근법은 예측 확률을 관측된 확률과 비교하는 것이다. 본 연구에서는 이 두 번째 접근법에 대한 회귀 방법을 설계하여 적용하는 Probability Anomaly Correlation 방법을 시도하였다.

PAC는 Van Den Dool et al.(2017)에 의해 NMME 확률 계절예측 정보에 처음으로 시도되었던 회귀 방법을 이용한 통계적 후처리 기법이다. PAC는 물리적 단위와 확률적 단위의 변수를 사용한 회귀의 형식적 유사성을 중심으로 개발되었다. 예를 들면, 수치기상예측(Numerical Weather Prediction, NWP)의 예측성적을 위한 보다 일반적인 성능 평가지표 중 하나는 아노말리 상관관계(Anomaly Correlation, AC)인데, PAC는 이 AC의 논리와 목적을 확률 예측의 영역으로 확장하였다.

확률 예측은 NWP 결과값의 앙상블을 생성하기 위한 다중 시뮬레이션이 컴퓨터를 통해 충분히 가능해짐에 따라 최근에 본격적으로 시작되었는데, 가장 대표적으로 쓰이는 평가지표로 확률 점수로 불리는 Brier Score(BS)가 있다. PAC는 그 자체로도 단일 숫자(0-1)로 나타내지는 성능지표일 뿐만 아니라, 예측값과 관측값 사이의 확률아노말리를 회귀 방법에 의해 감쇠(damping)시킴으로써 BS를 최소화할 수 있음을 보여주는 통계적 후처리 기법이다.

나. Data and Methods

APCC 확률예측에 대한 PAC의 적용가능성을 평가하기 위해 적도 부근에 위치하는 필리핀을 대상지역으로 선정하였다. APCC에서 생산하는 확률계절예측 정보는 1980년부터 2010년 동안의 Probabilistic MME (PMME) Hindcast를 사용하였고, PAC를 적용하고 전후의 예측성을 평가할 관측 자료로 Copernicus Climate Change Service (C3S)의 ERA5 재분석자료를 사용하였다. 우선 APCC PMME Hindcast 자료 중 선행시간이 한 달인 자료만을 추출하여 월별 데이터베이스를 구축하였고, 해당 확률예보를 각 tercile(Above Normal, Near Normal, Below Normal)별로 나누는 뒤, 필리핀 province의 행정구역 경계 GIS 자료(shape 파일)와 겹치는 면적 비율을 바탕으로 province 별 확률 예보 값을 추출하여 예측 값 데이터베이스를 구축하였다. 같은 방법으로 필리핀 GIS 자료의 province 경계면과 겹치는 ERA5 재분석자료의 값을 월별로 추출하여 면적 평균한 뒤, 이를 관측 값 데이터베이스로 구축하였다.

본 연구에서 PAC는 다음과 같은 식을 사용하여 계산하였다.

$$PAC = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p'_i o'_i}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i'^2 \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N o_i'^2}}$$

위 계산식에서 p 는 특정 tercile의 확률 예측 값이고, o 는 관측 값을 바탕으로 예측 값의 특정 tercile이 맞았는지 여부(a hit of that tercile)를 0 또는 1로 나타낸 값이고, p 와 o 의 프라임(')은 기후학적 확률인 1/3에서 p 또는 o 의 차이 값(departure)을 나타낸다. N 은 1983년에서 2010년까지의 Hindcast 기간인 28이 사용되었다.

일단 PAC가 계산되면 다음과 같은 식을 이용해 원래 확률 예측 값을 보정한 새로운 확률 예측 값을 생성하게 된다.

$$p_i'^{adj} = PAC \frac{sd_o}{sd_p} p_i'$$

위 계산식에서 sd_o 는 o 의 표준편차, sd_p 는 p 의 표준편차를 나타내며, $p_i'^{adj}$ 은 원래 특정 tercile의 확률예측값(기후학적 확률과의 차이, p_i')를 PAC를 이용해 후처리한 확률예측값을 나타낸다.

PAC를 적용한 예측자료의 확률 예측성 평가를 위해, 필리핀의 각 province별로 추출된 PAC 적용 전후의 APCC PMME Hindcast 자료를 해당 province로 추출된 ERA5 관측값을 이용해 다음과 같이 BS값을 계산한 후 최종적으로 Brier skill score(BSS)를 계산하여 예측성의 변화를 평가하였다.

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i' - o_i')^2$$

$$BSS = (BS_{control} - BS_{fct}) / BS_{control}$$

다. Results and Discussion

PAC 적용 전후의 BSS 결과를 필리핀의 province 행정구역 별, 월 별로 계산하여 지도로 나타내었다 (Figure 9와 Figure 10). 전체 3개의 Tercile에 대한 결과가 각각 도출되었지만, 강수량의 경우 농업 및 수자원 등 응용분야에서 가뭄 조건을 나타내는 Below Normal 카테고리의

중요도가 상대적으로 높아 해당 결과를 그림으로 제시하였고 (Figure 9), 기온의 경우 고온 조건을 나타내는 Above Normal 카테고리의 중요도를 감안하여 해당 결과를 그림으로 제시하였다 (Figure 10). Province 별로 BSS의 개선 정도가 다르게 나타났지만, 강수와 기온 모두에서 전반적으로 PAC 적용 이후에 BSS가 개선되는 경향성을 보임을 확인할 수 있었다.

정량적인 개선 정도를 파악하기 위해 각각의 기후변수에 대해 Above Normal과 Below Normal 카테고리에 대한 전체 province의 BSS 평균값을 월 별로 계산하여 PAC 적용 전과 후의 결과를 표로 나타내었다(Table 3). 표와 같이 PAC로 보정된 확률예측정보는 대부분의 월에서 예측성이 개선되었음을 알 수 있었다. 특히 강수의 경우 가뭄 발생가능성이 높은 Below Normal에 대한 예측성이 겨울철에 더욱 개선이 되는 것으로 나타났는데, 대부분의 필리핀 기후지대에서 겨울철이 dry season임을 감안할 때 농업을 비롯한 응용분야에서 예측성 개선의 혜택을 누릴 수 있는 가능성을 엿볼 수 있었다. 기온의 경우 연간 폭염 피해가 주로 발생하는 5월에 대한 Above Normal 계절예측의 개선 정도가 미미한 수준으로 나타났지만, 전후 4월과 6월의 개선 정도는 상대적으로 높게 나타났음을 확인하였다. 이와 같이 지역별, 월별 예측성의 변동 정도에 대해 응용분야 활용성을 감안하여 자세히 분석할 필요성이 분명히 존재하지만, 본 연구에서는 PAC의 전반적인 적용가능성을 평가하는 것으로 마무리하고자 한다.

결과적으로 본 적용가능성(feasibility) 평가 결과, 필리핀에 대한 행정구역 별 APCC PMME Hindcast의 예측성 평가 결과를 월 별로 얻을 수 있었으며, PAC 통계적 후처리 기법을 적용한 후에 PMME Hindcast의 예측성이 대부분의 월에서 전반적으로 개선되었음을 확인하였다. 공간적 해상도가 2.5도(약 250km)인 APCC PMME를 필리핀의 행정구역 단위로 상세화하여 PAC를 시도해본 것은 실제로 계절예측정보의 사용자가 원하는 공간적 해상도를 최대한 구현하기 위한 시도였지만, 본 상세화 기법의 기술적 타당성이나 실제 의사결정에서의 활용 가능성은 추후에 평가가 필요한 내용이다. 본 연구의 평가 결과, PAC를 APCC PMME에 적용하여 예측성을 개선하는 것이 가능한 것으로 판단되었다. 먼저는 28개의 샘플자료를 바탕으로 PAC를 계산하여 사용한 결과에 대한 통계적 설명력이 충분한지를 검토해야 할 것이며, 이를 극복하기 위한 다양한 방법론(다격자(multi-grids) 기반 통계 분석, 3개 tercile을 모두 포함한 통계분석, 관측값의 tercile을 0 또는 1이 아닌 좀 더 세분화하는 다양한 방법 등)이 시도되어야 할 것이다.

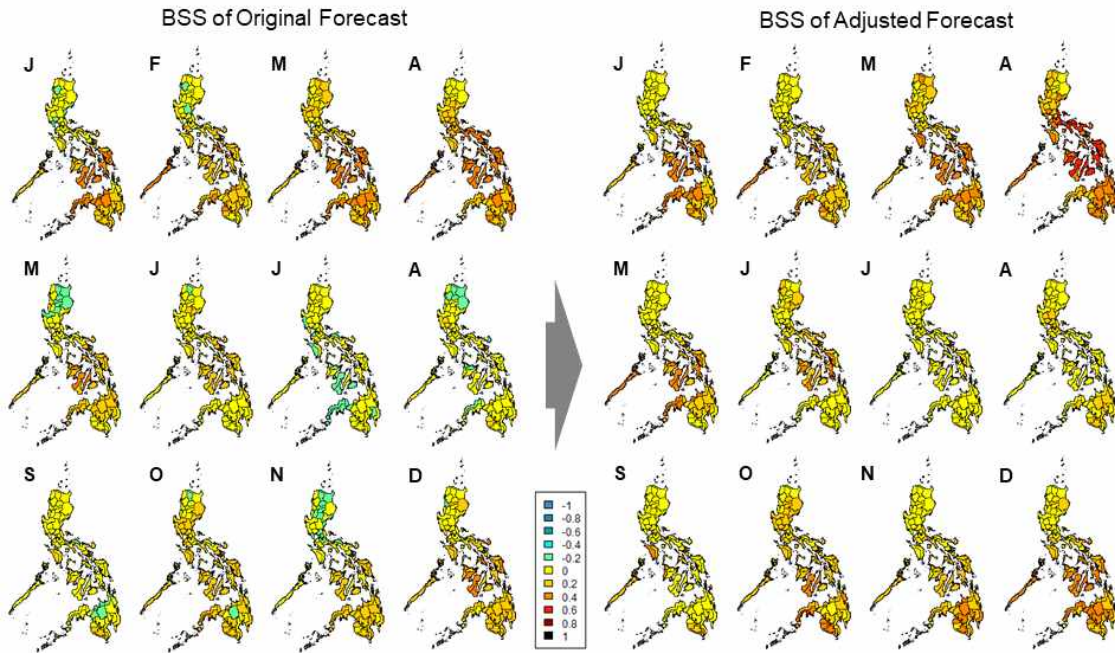


Figure 9. Monthly Brier Skill Scores (BSS) of the Below Normal tercile of precipitation between the APCC PMME Hindcast (Original Forecast) before PAC application and the PAC-adjusted PMME Hindcast (Adjusted Forecast). Note that the months (J to D) indicate the forecasted month with 1 month lead time.

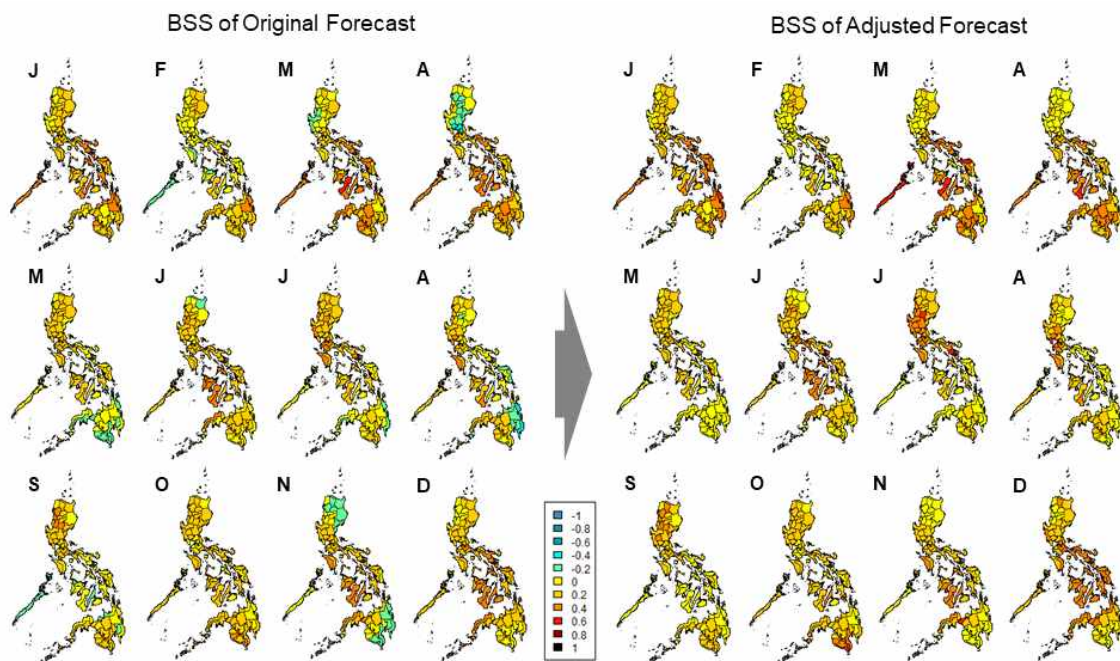


Figure 10. Monthly Brier Skill Scores (BSS) of the Above Normal tercile of temperature between the APCC PMME Hindcast (Original Forecast) before PAC application and the PAC-adjusted PMME Hindcast (Adjusted Forecast). Note that the months (J to D) indicate the forecasted month with 1 month lead time.

Table 3. Monthly Brier Skill Scores (BSS) of the Above Normal and Below Normal terciles of both temperature and precipitation variables, which are averaged for all provinces in the Philippines.

BSS	Precipitation				Temperature			
	Above Normal		Below Normal		Above Normal		Below Normal	
	Raw	Adjusted	Raw	Adjusted	Raw	Adjusted	Raw	Adjusted
Jan	0.24	0.27	0.24	0.27	0.33	0.35	0.22	0.23
Feb	0.24	0.24	0.22	0.23	0.19	0.21	0.20	0.21
Mar	0.34	0.36	0.33	0.34	0.28	0.30	0.32	0.35
Apr	0.42	0.48	0.38	0.42	0.25	0.30	0.24	0.25
May	0.12	0.15	0.19	0.20	0.18	0.19	0.26	0.29
Jun	0.07	0.08	0.13	0.18	0.28	0.31	0.22	0.23
Jul	0.06	0.06	0.05	0.09	0.23	0.27	0.12	0.17
Aug	0.03	0.05	0.09	0.11	0.19	0.22	0.14	0.14
Sep	0.06	0.10	0.09	0.09	0.18	0.19	0.29	0.33
Oct	0.17	0.21	0.23	0.29	0.27	0.29	0.32	0.36
Nov	0.06	0.08	0.15	0.21	0.20	0.24	0.14	0.15
Dec	0.22	0.24	0.23	0.28	0.30	0.35	0.15	0.17

4. 요약 및 결론

아태지역의 폭넓은 사용자를 고려하여 공공 서비스 관점에서 지역특화 기후예측자료가 생산, 배포 및 활용 되도록, 고품질의 기후예측자료가 지역 특화된 계절기후예측에서 활용되어야 하며, 이를 바탕으로 지역별/계절별 혹은 참여모델/MME 기법에 따른 예측성능이 평가 및 제고되어야 한다. 이를 통해 지역특화MME 기법의 개발은 타 기관과의 비교 우위 및 차별화를 위한 방안이 될 수 있다. 이 연구의 목표 달성을 위해서 연구는 (1) 참여모델의 지역별 예측성능 평가 및 차별화된 MME 구성, (2) 베이지안(Bayesian) 기법을 바탕으로 한 확률 MME 예측시스템 개발, (3) 확률 MME 기후예측자료의 통계적 후보정 이렇게 3가지 방안으로 진행되었다.

먼저, 참여모델의 지역별 예측성능 평가 및 차별화된 MME 구성을 위해서 APCC MME 기후예측에 참여하는 모델의 후보자료(1982-2005)를 바탕으로 SST, 강수량 및 지표면온도의 예측성능이 분석되었다. ENSO의 복잡성과 그 원격상관의 예측성능을 진단하고 향상시키기 위한 물리적 인자로 사용되었다. 즉 ENSO 및 그 복잡성에 대한 모델의 재현성이 모델의 충실성(fidelity)을 위해서 사용되었다. 그 결과를 바탕으로 충분한 충실성을 가진 모델을 가지고, 여러 가지 방안으로 MME를 구성하였다. MME 조합은 모델의 충실성을 어떻게 평가하느냐에 따라 달라지는데, ENSO를 바로 평가하거나 그 원격상관의 재현성을 평가하는가에 따라 다르게 구성

하였다. 모델 선택의 효과는 계절 및 지역에 따라 달랐다.

다음으로 아태지역을 대상으로 베이스 접근법에 기반한 다중모델앙상블 기법을 개발하였다. 향후 현업화가 가능하도록 계산량을 최소화하면서도 안정적인 다중모델앙상블을 위하여 개별 모델 후보정과 최종 합성 단계로 단계적 접근을 취하였다. 기본적으로 베이스 접근법을 따랐으며 안정성과 확장성을 위하여 정규화 기법을 도입하였다. 이를 통해 아태지역을 대상으로 보다 안정적인 계절 예측 다중모델앙상블 예측 자료를 생산할 수 있을 것으로 기대한다.

APCC PMME에 대한 PAC 적용가능성(feasibility) 평가 결과 PMME Hindcast의 선행시간 1개월 예측성이 대부분 월에서 개선되었음을 Brier Skill Score를 통해서 확인할 수 있었다. 물론 예측성이 개선된 정도는 특별한 시공간적 패턴 없이 필리핀 행정구역(province) 별로, 월 별로 다르게 나타났다. 이러한 불규칙한 예측성의 변화는 추후 추가적인 평가가 필요하다. PAC의 적절한 적용 및 통계적인 설명력을 높이기 위해 다격자(multi-grids) 기반 통계 분석이나 전체 3개 tercile을 통합하여 통계 분석을 한다든지, 관측 값의 tercile을 예측 값과 똑같이 3등분하여 적용하는 등 다양한 방법론을 통한 평가가 시도될 필요가 있다.

사사

본 연구는 APCC의 지원을 통해 수행되었습니다.

References

- APCC, 2017: 기후예측자료 기반 새로운 콘텐츠 생산을 위한 예측시스템 개발. APEC 기후센터 연구보고서 2017-08.
- Alessandri, A., A. Borreli, S. Masina, A. Cherhi, S. Gualdi, A. Navarra, P. Di Pietro, and A. Carril, 2010: The INGV-CMCC Seasonal Prediction System: Improved ocean initial conditions, *Mon. Wea. Rev.*, **138**, 2930–2952.
- Arribas, A., and Coauthors, 2011: The GloSea4 ensemble prediction system for seasonal forecasting, *Mon Wea. Rev.*, **139**, 1891–1910.
- Ashok, K., S. Behera, A. S. Rao, H. Y. Weng, and T. Yamagata, 2007: El Nino Modoki and its teleconnection, *J. Geophys. Res.*, **112**: C11007, doi:10.1029/2006JC003798.
- Barnston, A. G., S. J. Mason, L. Goddard, D. G. Dewitt, and S. E. Zebiak, 2003: Multimodel ensembling in seasonal climate forecasting at IRI, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, **84**, 1783–1796, doi:10.1175/BAMS-84-12-1783.
- Cottrill, A., and Coauthors, 2013: Seasonal forecasting in the Pacific using the coupled model POAMA-2, *Weather and Forecast.*, **28**, 668–680.
- Doblas-Reyes, F. J., M. Deque, and J.-P. Pielke, 2000: Multi-model spread and probabilistic seasonal forecasts in PROVOST, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **126**, 2069–2088, doi:10.1256/smsqj.56704.
- Doblas-Reyes, F. J., R. Hagedorn, and T. N. Palmer, 2005: The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting: II. Calibration and combination, *Tellus, Ser. A*, **57**, 234–252.
- Goddard, L., S. J. Mason, S. E. Zebiak, C. F. Repelewski, R. Basher, and M. A. Cane, 2001: Current approaches to seasonal-to-interannual climate predictions. *International Journal of Climatology*, **21**, 1111–1152.
- Hagedorn, R., F. J. Doblas-Reyes, and T. N. Palmer, 2005: The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting: I. Basic concept, *Tellus, Ser. A*, **57**, 219–233.
- Ham, S., A.-Y. Lim, S. Kang, H. Jeong, and Y. Jeong, 2019: A newly developed APCC SCoPS and its prediction of East Asia seasonal climate variability, *Clim. Dyn.*, **52**(11), 6391–6410, doi:10.1007/s00382-018-4516-5.
- Ham, Y. G., S. Schubert, and Y. Chang, 2012: Optimal initial perturbations for ensemble prediction of the Madden-Julian oscillation during boreal winter, *J. Clim.*, **25**, 4932–4945.

- Ham, Y. G., S. Schubert, Y. Virkhlijev, and M. J. Suarez, 2014: An assessment of the ENSO forecast skill of GEOS-5 system, *Clim. Dyn.*, **43**, 2415–2430.
- Kalnay, E., M. Kanamitsu, R. Kistler, and Coauthors, 1996: The NCEP/NCAR 40-year reanalysis project, *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **77**, 437–471.
- Janowiak, J. E., and P. Xie, 1999: CAMS_OPI: A global satellite-rain gauge merged product for real-time precipitation monitoring applications, *J. Clim.*, **12**, 3335–3342, doi:10.1175/1520-0442(1999)012<3335:COAGSR>2.0.CO:2.
- Jeong, H. I., K. Ashok, B. G. Song, and Y. M. Min, 2008: Experimental 6-month hindcast and forecast simulations using CCSM3. APCC 2008 technical report, APEC Climate Center.
- Jeong, H. I., D. Y. Lee, K. Ashok, J. B. Ahn, J. Y. Lee, J. J. Luo, J. K. E. Schemm, H. H. endon, K. Braganza, and Y. G. Ham, 2012: Assessment of the APCC coupled MME suite in predicting the distinctive climate impacts of two flavors of ENSO during boreal winter, *Clim. Dyn.*, **39**, 475–493, doi:10.1007/s00382-012-1359-3.
- Jeong, J.-H., H. Lee, J. J. H. Yoo, M. Kwon, S.-W. Yeh, J.-S. Kug, J.-Y. Lee, B.-M. Kim, S.-W. Son, S.-K. Min, H. Lee, W.-S. Lee, J.-H. Yoon, and H. Kim, 2016: The status and prospect of seasonal climate prediction of climate over Korea and East Asia: A Review. *Asia-Pac. J. Atmos. Sci.*, **53**(1), 149–173, doi: 10.1007/s13142-017-0008-5.
- Kao, H. Y., and J. Y. Yu, 2009: Contrasting eastern-Pacific and central-Pacific types of ENSO, *J. Clim.*, **22**, 615–632, doi:10.1175/2008JCLI2309.1
- Kirtman, B., and A. Pirani, 2009: The state of art of seasonal prediction: outcomes and recommendations form the first world climate research program workshop on seasonal prediction. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **90**, 455–458, doi:10.1175/2008BAMS2707.1.
- Kug, J. S., F. F. Jin, and S. I. An, 2009: Two types of El Nino events: cold tongue El Nino and warm pool El Nino, *J. Clim.*, **22**, 1499–1515.
- Kug, J. S., M. S. Ahn, M. K. Sung, S. W. Yeh, H. S. Min, and Y. H. Kim, 2010: Statistical relationship between two types of El Nino events and climate variation over the Korean Peninsula, *Asia. Pac. J. Atmos. Sci.*, **46**, 467–474, doi:10.1007/s13143-010-0027-y.
- Kusunoki, S., M. Sugi, A. Kitoh, C. Kobayashi, and K. Takano, 2001: Atmospheric seasonal predictability experiments by the JMA AGCM, *J. Meteor. Soc. Jpn.*, **79**, 1183–1206.
- Krishnamurti, T. N., and Coauthors, 1999: Improved weather and seasonal climate forecasts from multimodel superensemble, *Science*, **285**, 1548–1550, doi:10.1126/science.285.5433.1548.
- Krishnamurti, T. N., C. M. Kishtawal, D. W. Shin, and C. E. Williford, 2000: Multi-model superensemble forecasts for weather and seasonal climate, *J. Clim.*, **13**, 4196–4216,

doi:10.1175/1520-0442(2000)013<4196:MEFFWA>2.0.CO;2.

- Larkin, N. K., and D. E. Harrison, 2005: Global seasonal temperature and precipitation anomalies during El Nino autumn and winter, *Geophys. Res. Lett.*, **32**, L16705, doi:10.1029/2005GL022860
- Lee, J.-Y., and Coauthors, 2010: How are seasonal prediction skills related to models' performance on mean state and annual cycle?, *Clim. Dyn.*, **35**, 267–283, doi:10.1007/s00382-010-0857-4.
- Lee, M.-I., H. S. Kang, D. Dim, D. Kim, H. Kim, and D. Kang, 2014: Validation of the experimental hindcasts produced by the GloSea4 seasonal prediction system, *Asia-Pac. J. Atmos. Sci.*, **50**(3), 307–32.
- MacLachlan, C., and Coauthors, 2014: Global Seasonal forecast system version 5 (GloSea5): A high resolution seasonal forecast system. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **141**, 1072–1084.
- McPhaden, M. J., 1999: Genesis and evolution of the 1997–1998 El Nino, *Science*, **283**, 950–954.
- Merryfield, W. J. , W. S. Lee, G. J. Boer, V. V. Kharin, J. F. Scinocca, G. M Flato, R. S. Ajayamoham, J. C. Fyfe, Y. Tang, and S. Polavarapu, 2013: The Canadian seasonal to interannual prediction system. Part I: Models and initialization, *Mon. Wea. Rev.*, **141**, 2910–2945.
- Min, Y.-M., V. N. Kryjov, and C.-K. Park, 2009: A probabilistic multimodel ensemble approach to seasonal prediction, *Weather Forecast.*, **24**, 812–828, doi:10.1175/2008WAF2222140.1.
- Min, Y.-M., V. N. Kryjov, and S. M. Oh, 2014: Assessment of APCC multimodel ensemble prediction in seasonal climate forecasting: Retrospective(1983–2003) and real-time forecasts(2008–2013). *Journal of Geophysical Research-Atmosphere*, **119**, 12132–12150, doi: <http://dx.doi.org/10.1002/2014JD022230>.
- Molteni, F., R. Buizza, T. N. Palmer, and T. Petroliajgis, 1996: The ECMWF ensemble prediction system: methodology and validation, *Q. J. R. Meteor. Soc.*, **122**, 73–119, <https://doi.org/10.1002/qj.4971225290> 5.
- Molteni, F., and Coauthors, 2011: The new ECMWF seasonal forecast system(System 4). ECMWF Technical Memorandum No. 656.
- Palmer, T. N., C. Brankovic, and D. S. Richardson, 2000: A probability and decision-model analysis of PROBOST seasonal multi-model ensemble integrations, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **126**, 2013–2033, doi:10.1256/smsqj.56702.
- Pavan, V., and J. Doblas-Reyes, 2000: Multimodel seasonal hindcasts over the Euro-Atlantic:

- Skill scores and dynamic features, *Clim. Dyn.*, **16**, 611–625, doi:10.1007/s003820000063.
- Peng, P., A. Kumar, H. van den Dool, and A. G. Barnston, 2002: An analysis of multimodel ensemble predictions for seasonal climate anomalies, *J. Geophys. Res.*, **107**(D23), 4710, doi:10.1029/2002JD002712.
- Rasmusson, E. M., and T. H. Carpenter, 1982: Variation in tropical sea surface temperature and surface wind fields associated with Southern Oscillation/El Niño, *Mon. Wea. Rev.*, **110**, 354–384.
- Rayner, N. A., D. E. Parker, E. B. Horton, C. K. Folland, L. V. Alexander, D. P. Rowell, E. C. Kent, and A. Kaplan, 2003: Global analyses of sea surface temperature, sea ice, and night marine temperature since the late nineteenth century, *J. Geophys. Res.*, **108**(D14), 4407, doi:10.1029/2002JD002670.
- Reynolds, R. W., N. A. Rayner, T. M. Smith, D. C. Stokes, and W. Wang, 2002: An improved in situ and satellite SST analysis for climate, *J. Clim.*, **15**, 1609–1625, doi:10.1175/1520-0442(2002)015<1609:AIISAS>2.0.CO;2.
- Saha, S., and Coauthors, 2006: The NCEP climate forecast system, *J. Clim.*, **19**, 3483–3517
- Saha, S., and Coauthors, 2014: The NCEP Climate Forecast Version 2, *J. Clim.*, **27**, 2185–2208.
- Shukla, J., and Coauthors, 2000: Dynamical seasonal prediction, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, **81**, 2593–2606, doi:10.1175/1520-0477(2000)081<2593:DSP>2.3.CO;2.
- Smith, T. R., R. W. Reynolds, T. C. Peterson, and J. Lawrimore, 2008: Improvements to NOAA’s Historical Merged Land–Ocean Surface Temperature Analysis (1880–2006), *J. Clim.*, **21**, 2283–2296.
- Sohn, S. J., C. Y. Tam, and C. K. Park, 2011: Leading modes of East Asian winter climate variability and their predictability: An assessment of the CNA multi-model ensemble, *J. Meteorol. Soc. Jpn.*, **89**, 455–474.
- Timmermann, A., and Coauthors, 2018: El Niño–Southern Oscillation complexity, *Nature*, **559**, 535–545, doi:10.1038/s41586-018-0252-6.
- UNDP, 2017: Enhancing resilience to extreme climate events: lessons from the 2015–2016 El Niño event in Asian and the Pacific. <https://www.unescap.org/sites/default/files/El%20Niño%20report-%20finalized%20ESCAP07082017.pdf>
- Van Den Dool, H., E. Becker, L.-C. Chen, and Q. Zhang, 2017: The probability anomaly correlation and calibration of probabilistic forecasts, *Weather and Forecasting*, **32**, 199–206.

- Wang, B., and Coauthors, 2008: How accurately do coupled climate models predict the leading modes of Asian-Australian monsoon interannual variability?, *Clim. Dyn.*, **30**, 605–619, doi:10.1007/s00382-007-0310-5.
- Wang, B., and Coauthors, 2009: Advance and prospectus of seasonal prediction: Assessment of the APCC/CliPAS 14-model ensemble retrospective seasonal prediction (1980–2004), *Clim. Dyn.*, **33**, 93–117, doi:10.1007/s00382-008-0460-0.
- Yu, J. Y., and H. K. Kao, 2007: Decadal changes of ENSO persistence barrier in SST and ocean heat content indices: 1958–2001, *J. Geophys. Res.*, **112**, D13106, doi:10.1029/2006JD007654.
- Yun, W.-T., and Coauthors, 2005: A multi-model superensemble algorithm for seasonal climate prediction using DEMETER forecasts, *Tellus, Ser. A*, **57**, 280–289.

부록 A. WMO “Guidance on Operational Practice for Objective Seasonal Forecasting”

1. Follow a traceable, reproducible, and well-documented procedure (including model selection, bias correction, calibration and statistical downscaling) that is amenable to assessments of forecast quality (verification).
2. Use dynamical climate models, including multi-model ensembles as the primary basis for seasonal forecasts.
3. Establish and maintain observational databases (including databases associated with reanalysis and other blended analysis products) of adequate quality, length of record and spatial resolution for verification, bias correction, calibration and monitoring drivers of seasonal predictability.
4. Identify and monitor drivers of predictable climate variability and assess their representation and prediction skill in models.
5. Ensure forecasts are verified according to established standards, keep archives of past forecasts, and conduct post-season assessments.
6. Provide forecast information together with historical performance (for example, skill and reliability).
7. Use clear and non-technical language for the communication of seasonal forecasts, including emphasizing the probabilistic nature of seasonal forecasts and inherent uncertainty.
8. Collaborate across regions influenced by the same climate drivers in forecast production through mechanisms such as RCOFs.
9. Provide seasonal forecasts as well as regular updates on a fixed operational schedule tailored to the applicable decision-making context.
10. Establish user feedback and product upgrade mechanisms and support co-production of tailored products.

부록 B. ENSO의 두 가지 공간유형에 따른 지역 기후 영향

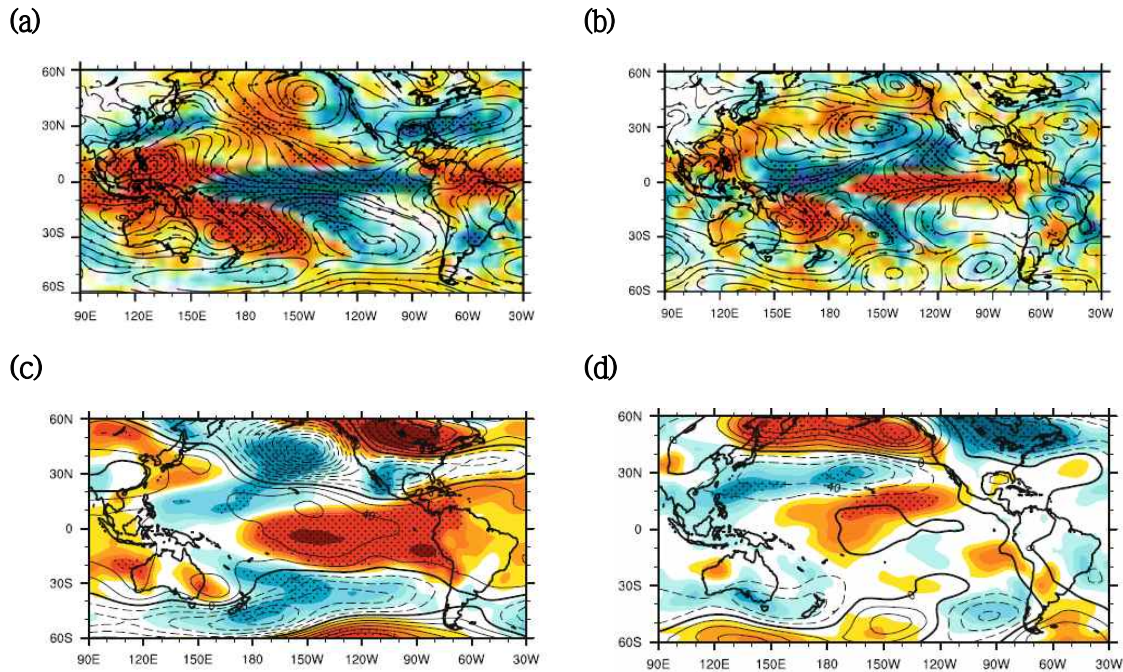


Figure A1. Regression patterns of (a, b) observed wind anomalous wind at 850 hPa (streamline; unit: m/s) and rainfall (shading; unit: mm d⁻¹), and (c, d) temperature anomalies at 850 hPa (shading; unit: K) and anomalous 500 hPa geopotential heights (contour; unit: m; Contour interval is 20 m) based on PC times series of the first two EOF modes for observed sea surface temperature anomalies. The stippled areas represent significant regression coefficients at the 95 % confidence level. Taken from Jeong et al. (2012).

부록 C. ENSO spatio-temporal complexity

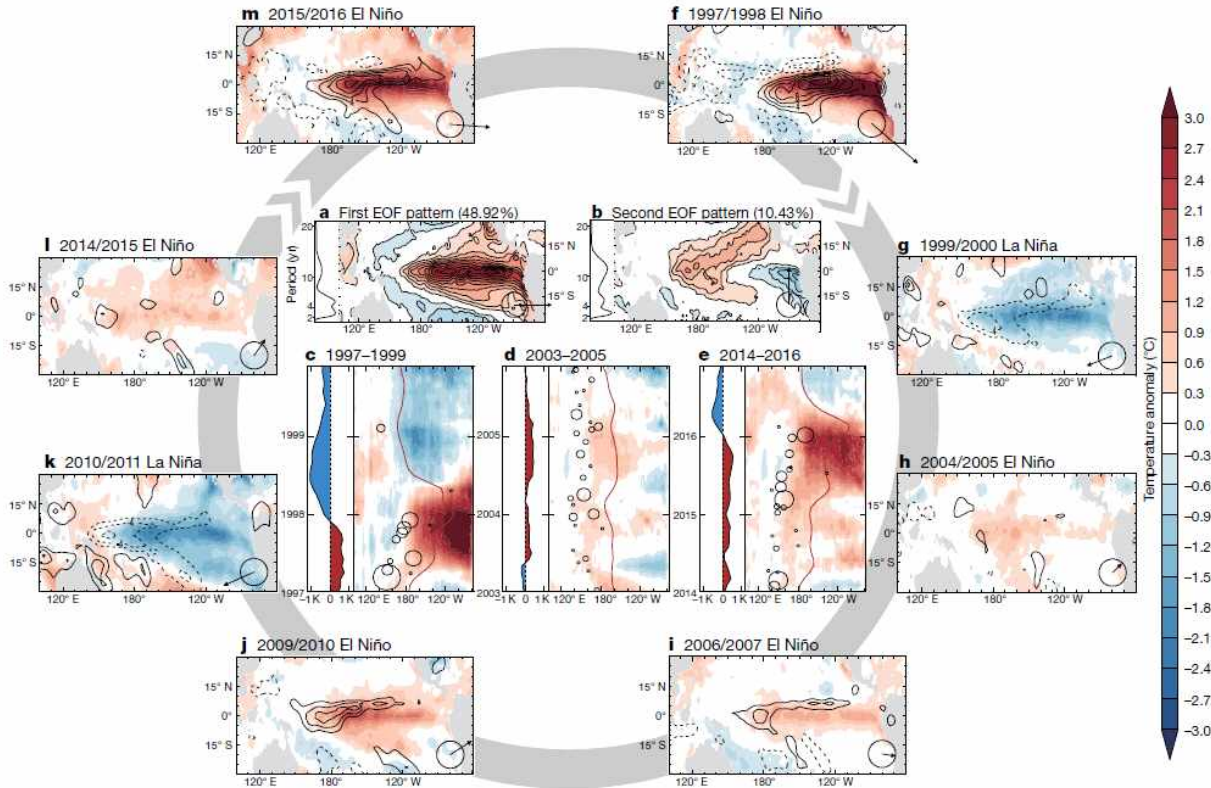


Figure A2. (a) First and (b) second EOF patterns of a linearly detrended SSTA computed for 25°S – 25°N and 140°E – 80°W during 1920–2016, with the associated variance-preserving spectral power density of the normalized principal components shown on the left (the vertical axis is the period in years and the horizontal axis is the logarithm of the power). Numbers in parentheses indicate the variance of the EOF modes. (c–e) Longitude–time evolution of the Pacific SSTA averaged over 5°S – 5°N for selected observed ENSO events, the 28.5°C isotherm of the SST (red curve) representing the edge of the Western Pacific Warm Pool, the longitude and strength of westerly wind events (WWEs; black circles) and (on the left) the associated equatorial Pacific heat content anomaly (temperature anomaly averaged over the top 300m of the ocean and between 5°S – 5°N and 120°E – 90°W ; range from -1K to 1K ; red, positive; blue, negative). (f–m) Spatial pattern of SSTA (shaded) and precipitation anomaly (contours; solid line, positive; dashed line, negative; 2 mm d^{-1} interval; zero contour omitted) averaged over the November–January season of selected ENSO events. We note that strong warm events (1997/98 and 2015/16) induce very strong eastward and equatorward shifts of rainfall. At the bottom right of (a, b) and (f–m) we show the associated principal components (PCs); namely, the projection of each SSTA spatial pattern onto the EOF patterns in (a) and (b). The abscissa is PC1, the ordinate is PC2 and the arrow length is proportional to the magnitude in PC1–PC2 space (an arrow magnitude of 1 is indicated by the circles). Taken from Jeong et al. (2012).

부록 D. 관측 및 개별 모델의 상세 결과

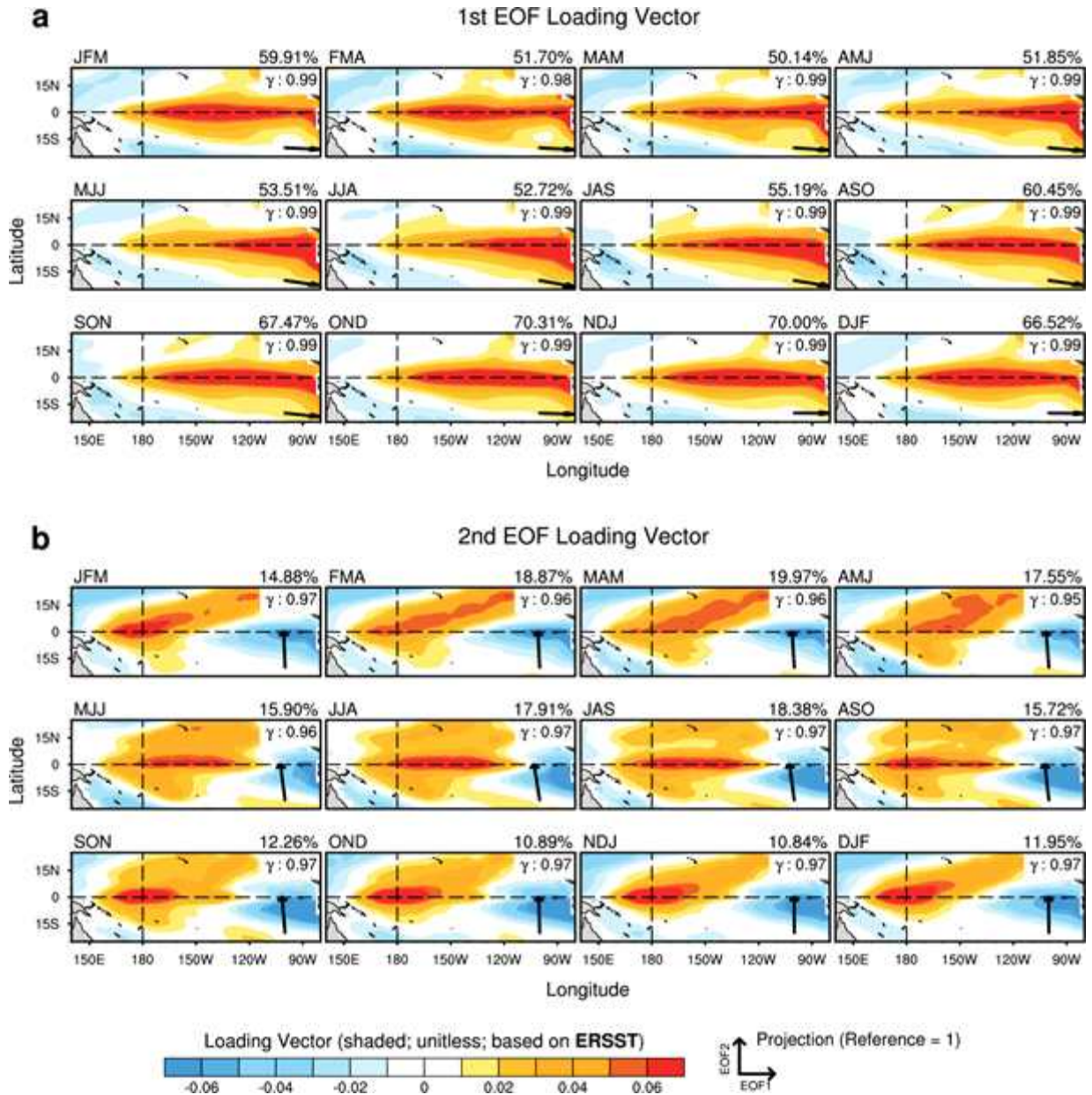


Figure A3. Same as Figure 2, but for ERSST. Pattern correlation coefficients between OISST and ERSST are given at upper right of the panels.

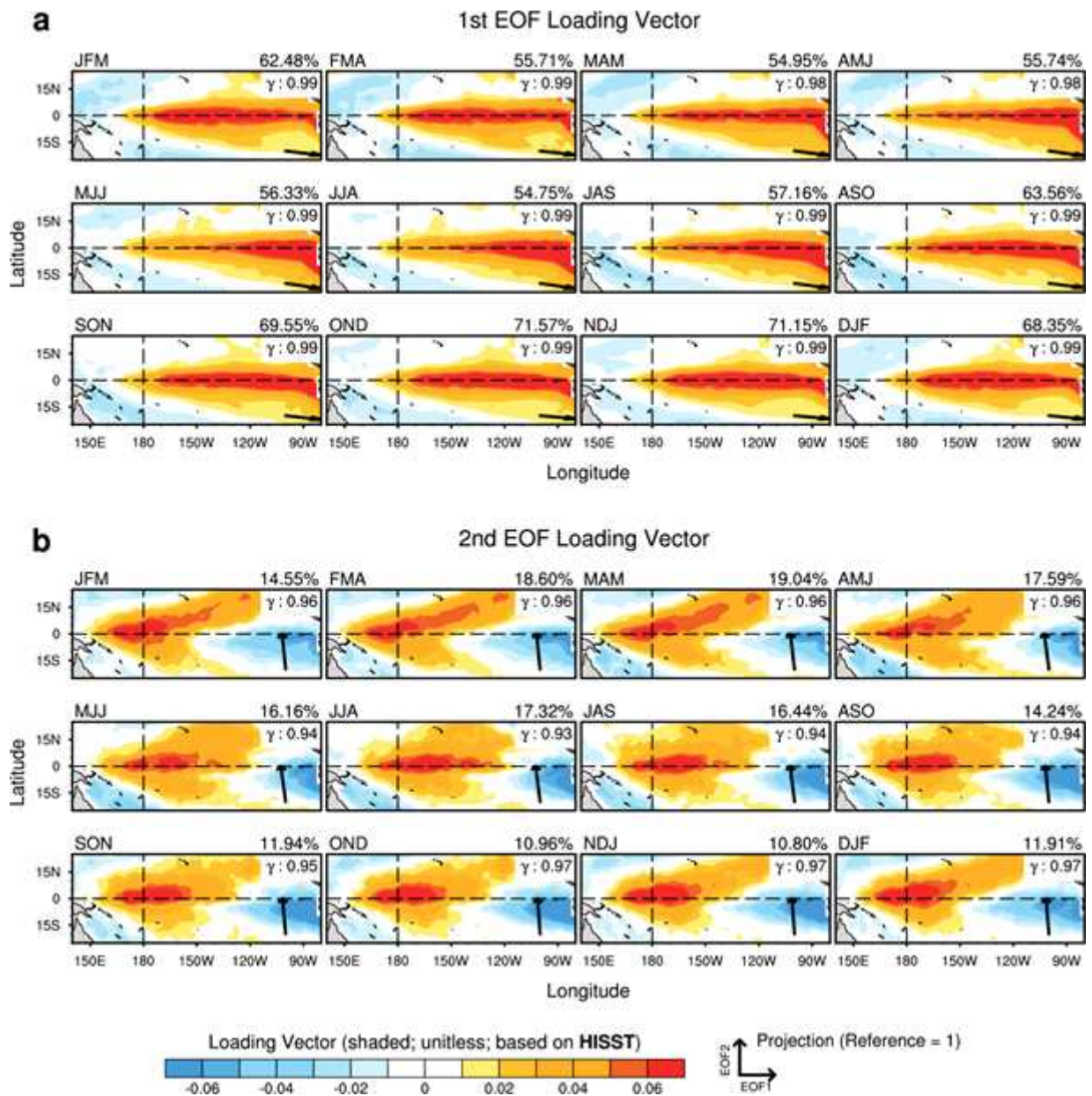


Figure A4. Same as Figure A3, but for HISST.

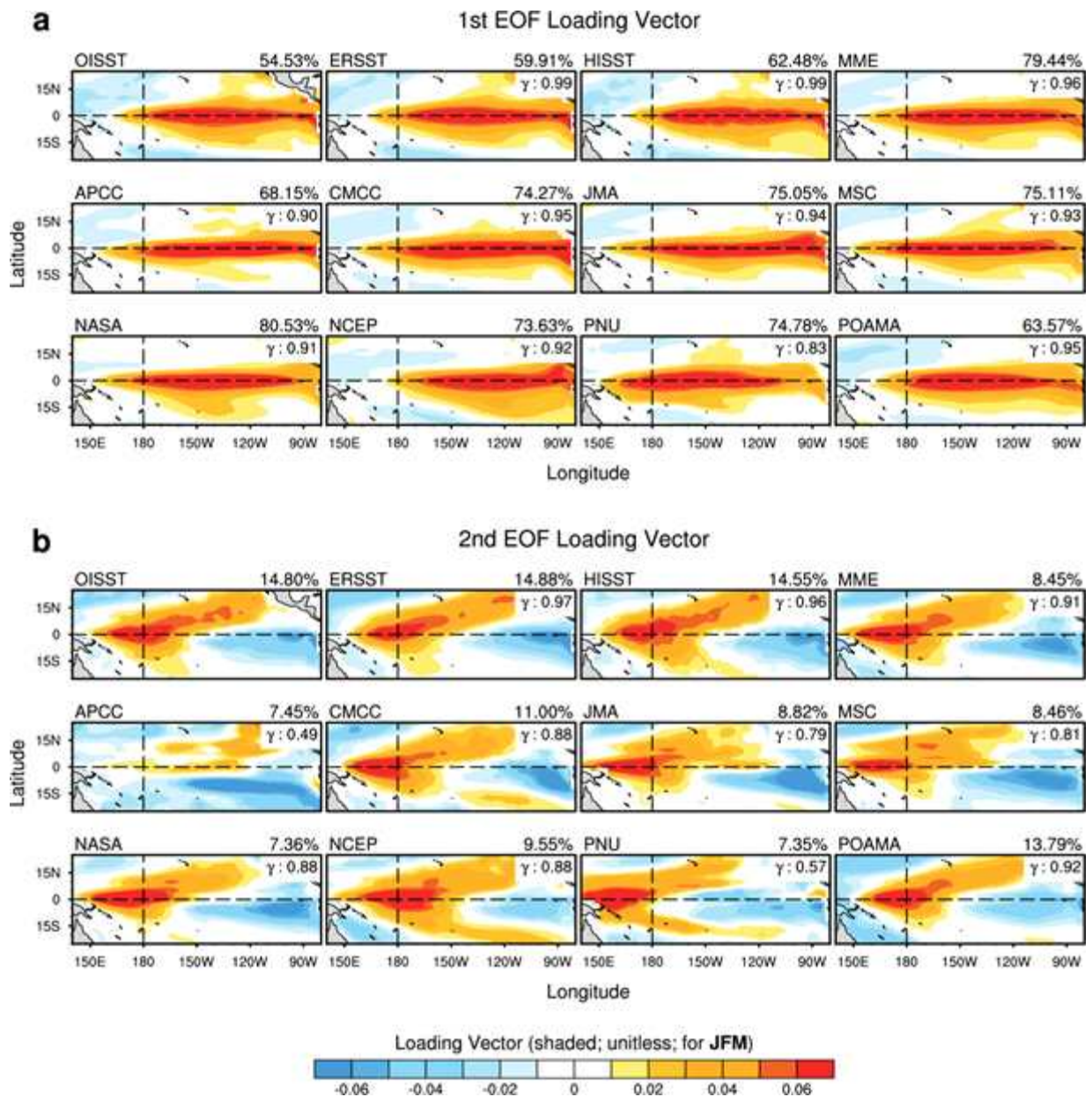


Figure A5. (a) First and (b) second EOF patterns of an monthly seasonal mean SSTA computed for 25° S– 25° N and 140° E– 80° W during the January–February–March (JFM) period of 1983–2005, based on observations and model simulations. The fractional variance explained by each datum are provided in upper right of each panel. Pattern correlation coefficients between OISST and another data are given at upper right of the panels.

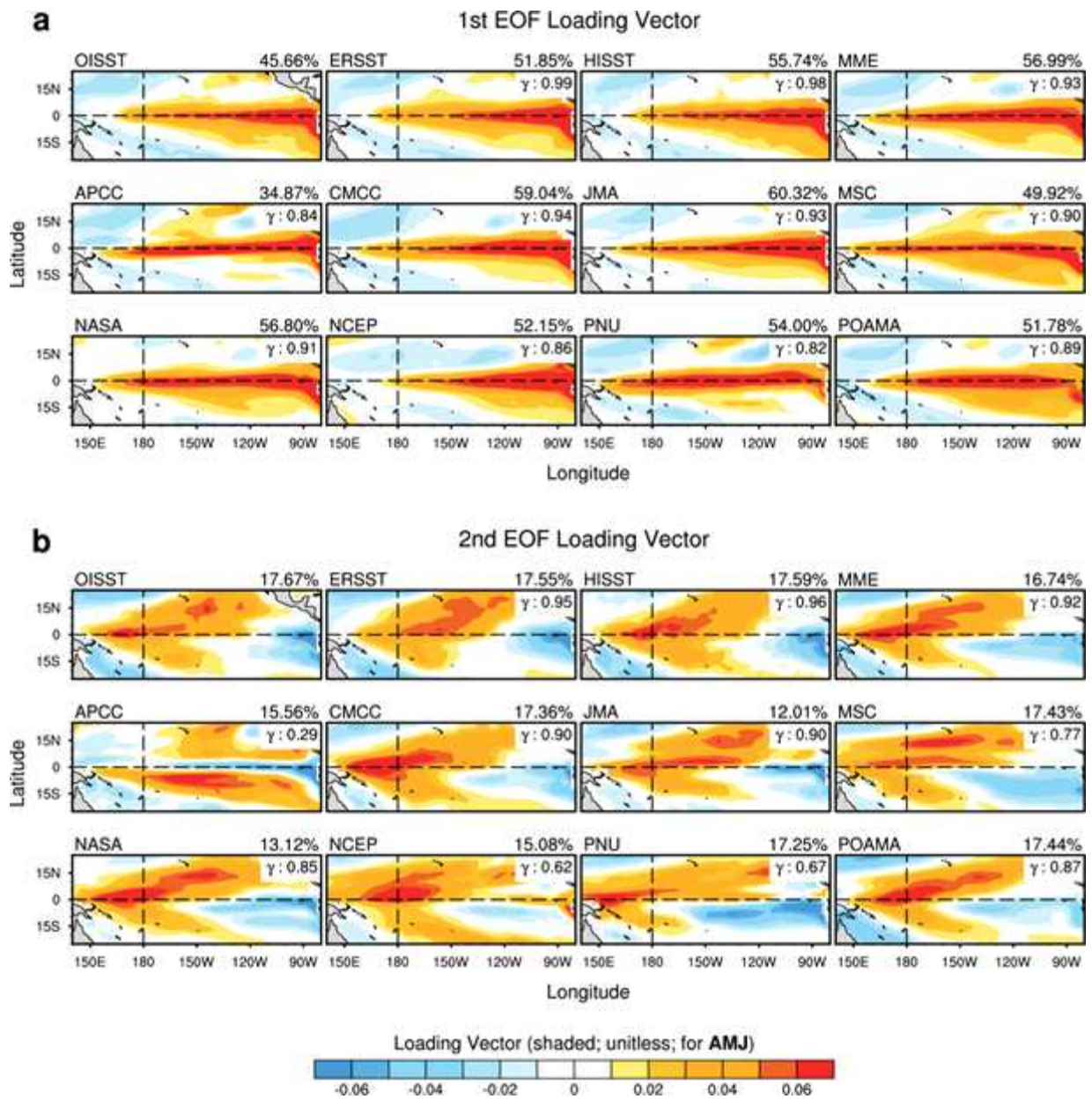


Figure A8. Same as Figure A5, but for April-May-June (AMJ).

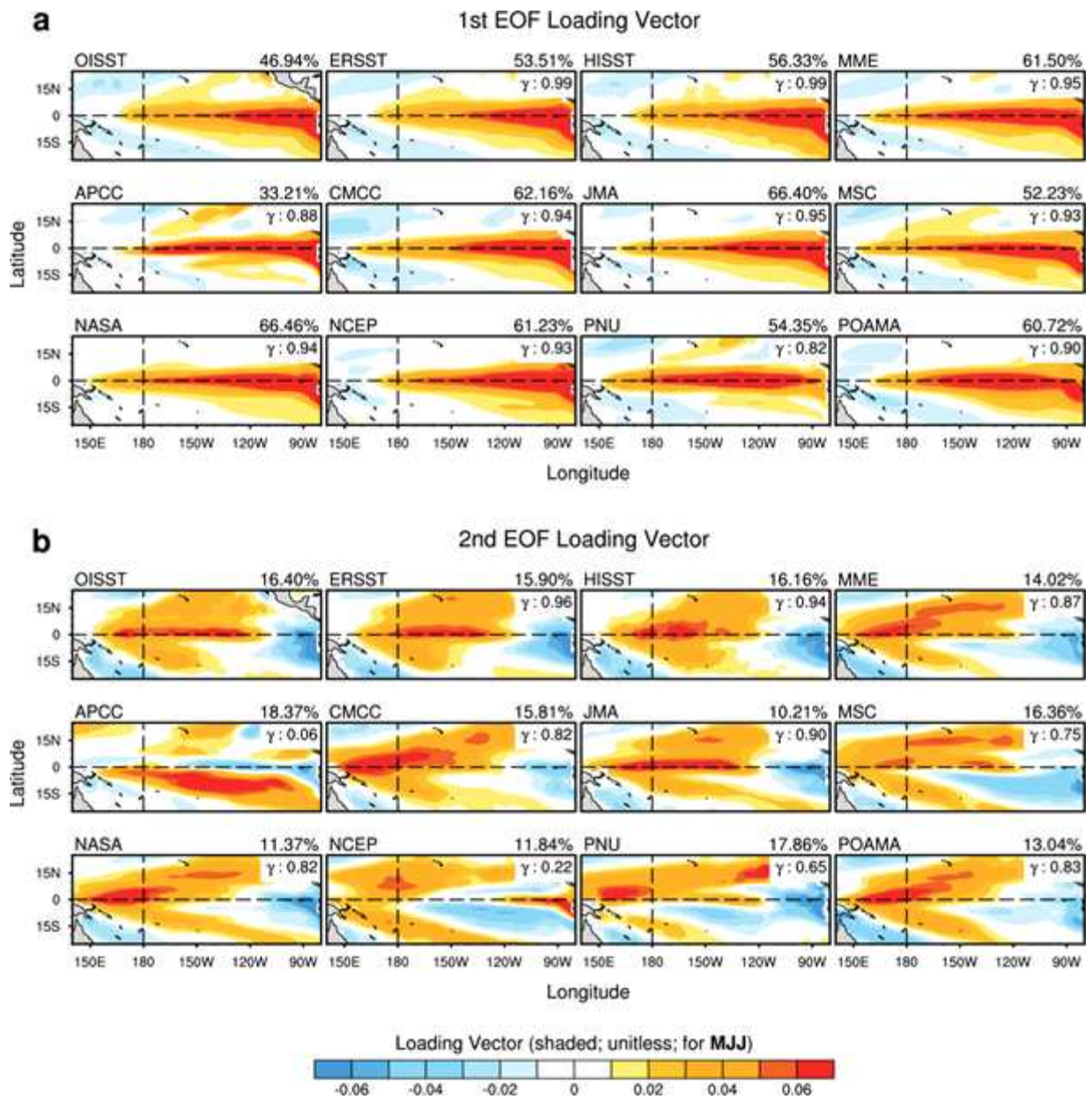


Figure A9. Same as Figure A5, but for May-June-July (MJJ).

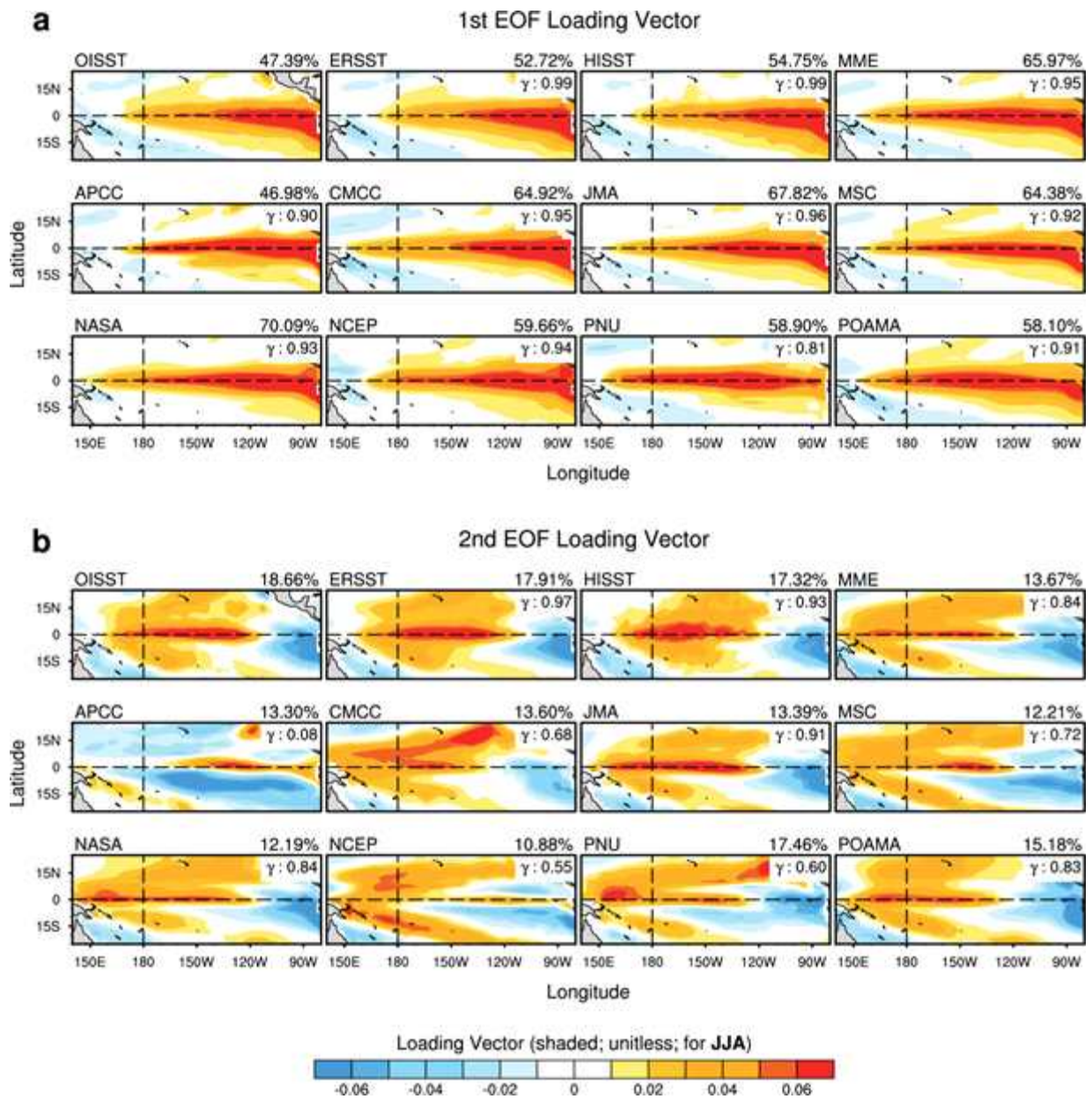


Figure A10. Same as Figure A5, but for June-July-August (JJA).

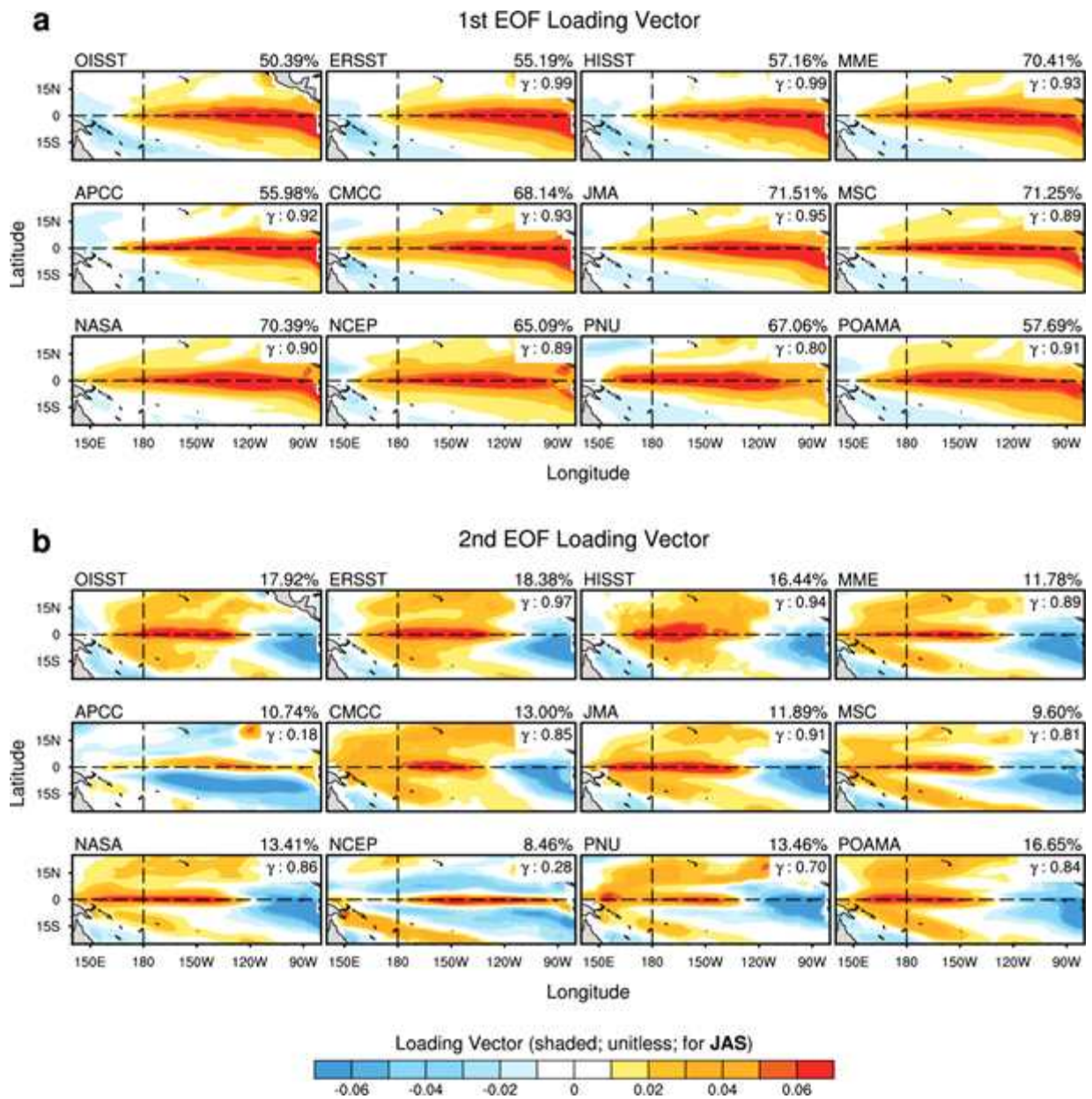


Figure A11. Same as Figure A5, but for July-August-September (JAS).

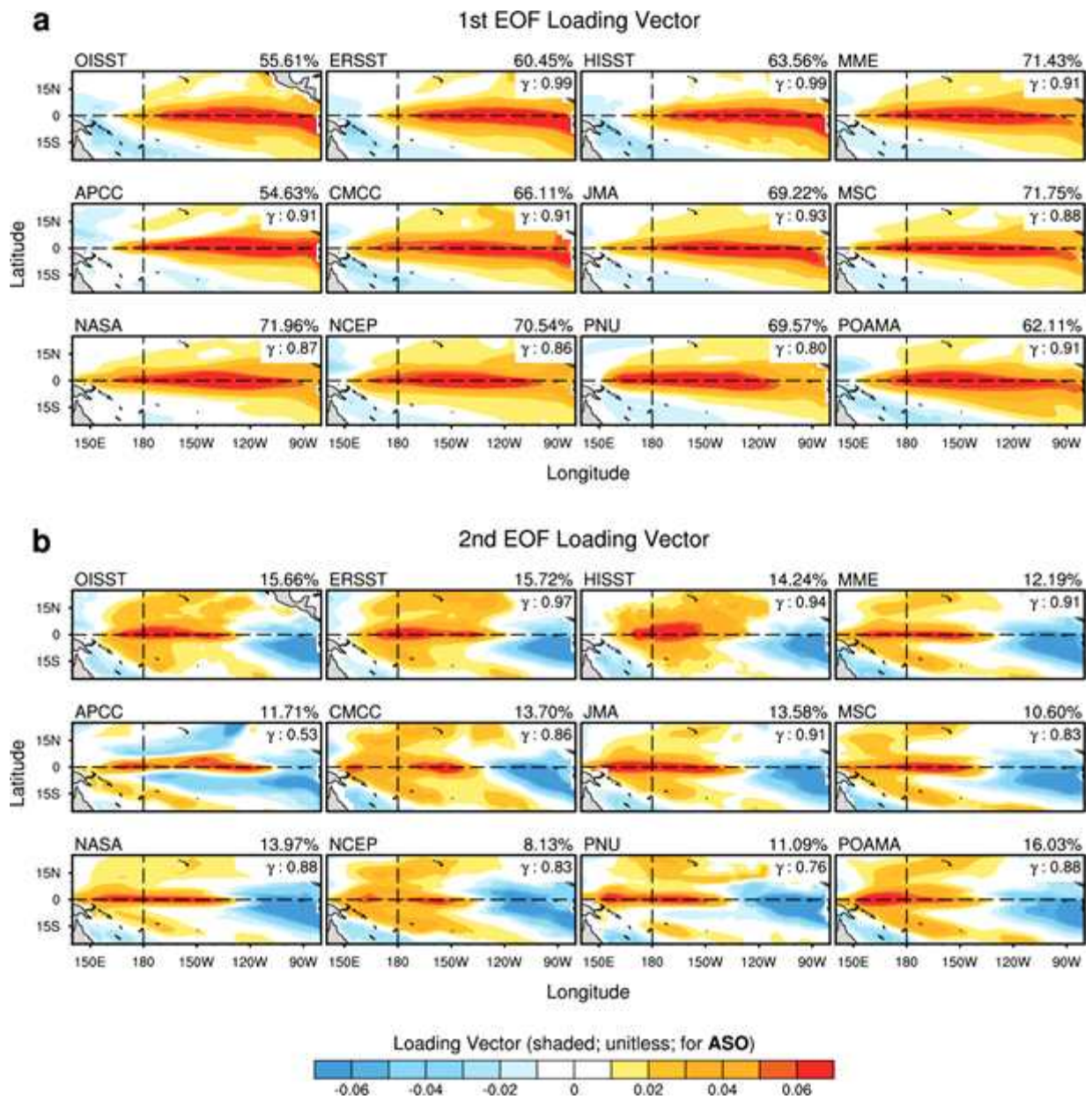


Figure A12. Same as Figure A5, but for August-September-October (ASO).

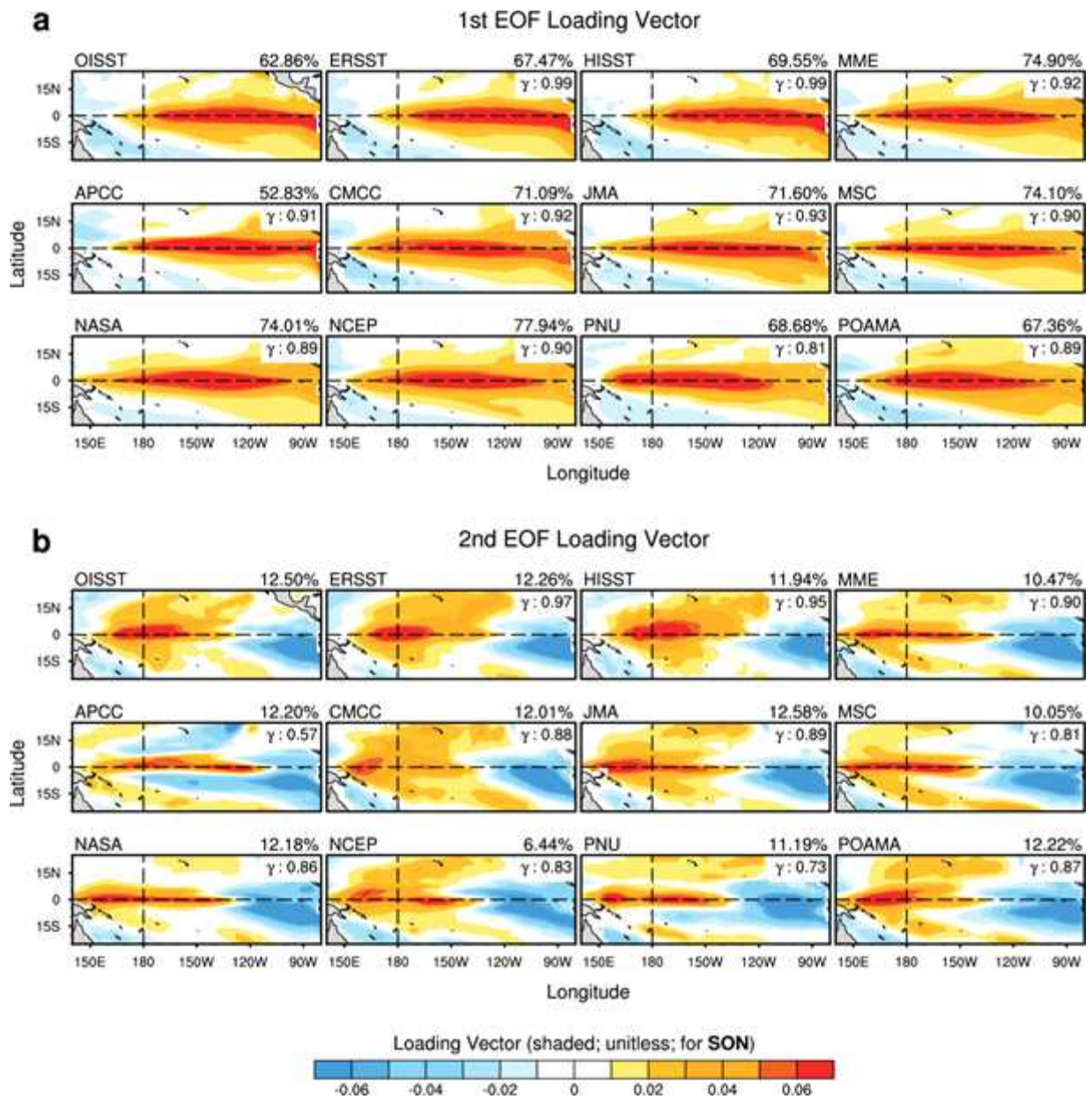


Figure A13. Same as Figure A5, but for September-October-November (SON).

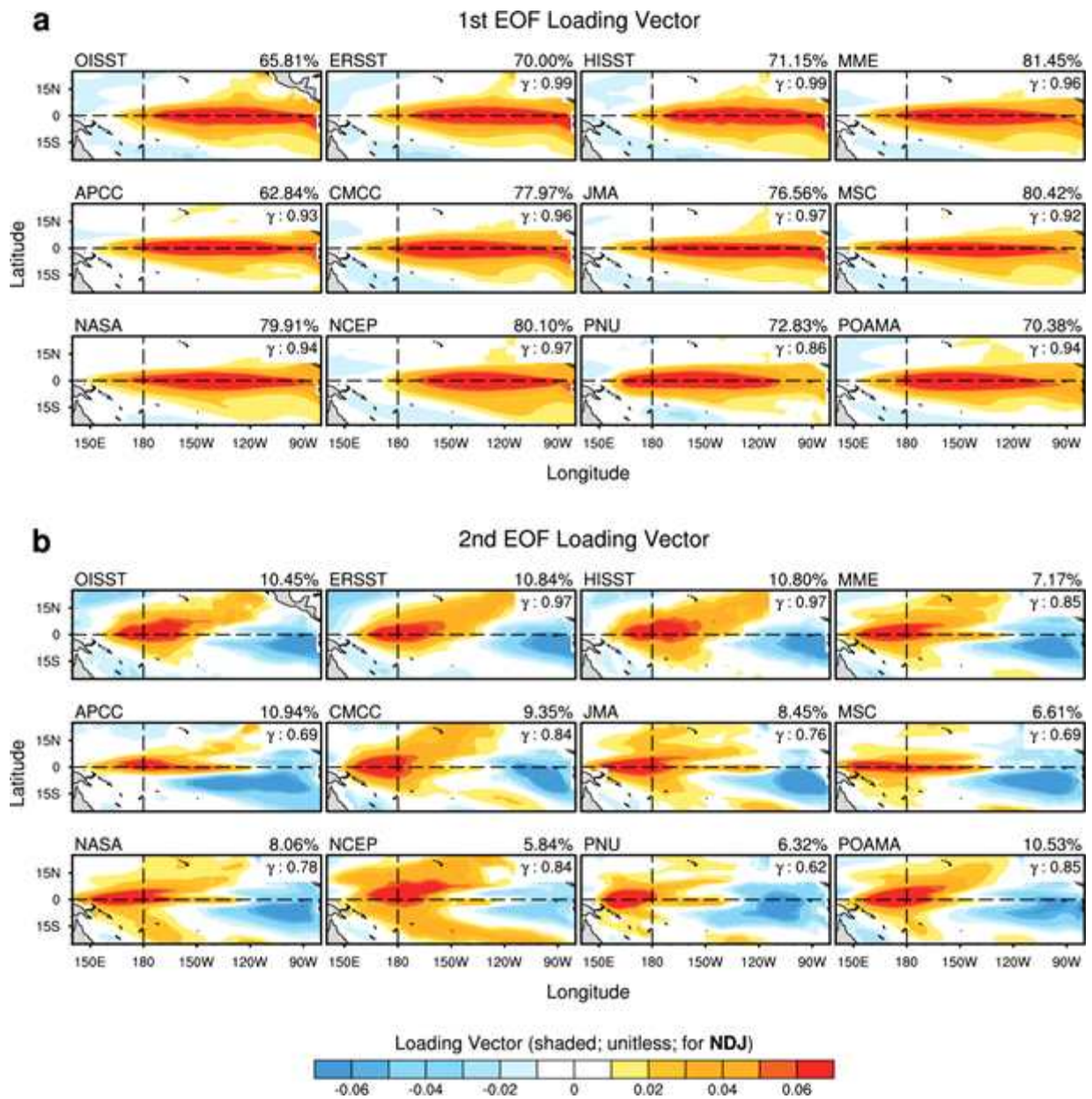


Figure A15. Same as Figure A5, but for November–December–January (NDJ).

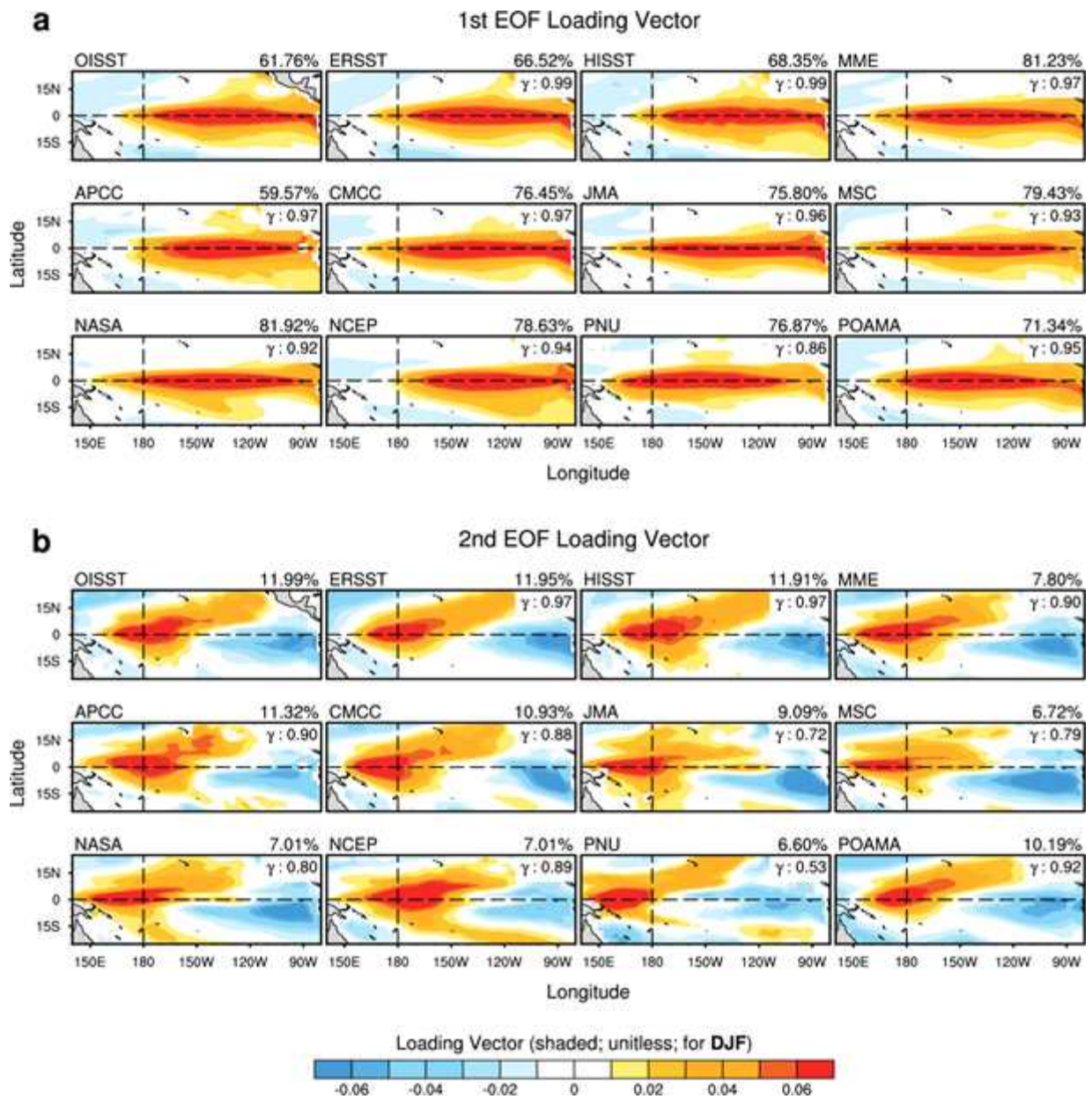


Figure A16. Same as Figure A5, but for December-January-February (DJF).