APCC 기후 예측시스템 개선

Improvement of the APCC Operational Climate Prediction System

신선희, 민영미, 임창묵, 정다은 기후예측팀

이성규 서비스개발팀

김가영 예측기술팀

APCC
APEC CLIMATE CENTER

발간사

APCC는 설립 이래 세계 유수현업기관 및 연구기관과의 협력을 통해 다중모델 앙상블 예측시스템을 구축하여 우리나라를 포함한 APEC 회원국의 기상청 및 유관기관에 매월 장기 계절예측(3/6개월) 및 검증정보를 제공하고 있습니다. 그리고 예측정보의 정확도 향상을 위해 예측기술 개발 사업을 수행하고 있습니다.

예측운영팀은 기후예측 정보를 안정적으로 제공하기 위해 자동예측시스템을 운영하고 있으며, 예측 및 검증 기술의 개선과 개발, 예측 및 가시화 정보의 보완과 추가 등을 통해 예측시스템을 지속적으로 발전시켜 왔습니다. 한편 현재 예측시스템은 최신 운영체계와 소프트웨어의 활용 및 자동화 기능의 강화를 통해 더 효율적인 시스템으로 개발될 필요가 있습니다.

기후예측시스템 개선 사업은 기후감시-예측-검증을 아우르는 순차적인 예측시스템의 자동화 및 고도화를 목표로 다년도 과제로 구성되었습니다. 기후감시-예측-검증까지 효율적으로 개선·통합된 자동화 시스템을 통해 보다 능률적인 현업 업무가 수행될 것이며, 개선된 시스템의 효율성 진단을 통해 현업 스케줄을 재조정함으로써 MME 계절예측 정보가 보다 조기에 제공될 수 있을 것으로 기대합니다. 또한 꾸준히 변화하고 있는 개별모형 및 MME 예측정보의 객관적 분석은 MME 예측력 향상을 위한 토대가 될 것입니다.

끝으로 이 연구를 수행한 신선희 박사, 민영미 박사, 이성규 박사, 임창묵 연구원, 정다은 연구원, 김가영 연구원에게 감사의 마음을 표합니다. 또한 외부자문위

원으로 참여해주신 교수들과 연구보고서가 순조롭게 진행될수 있도록 다방면으로 도와준 모든 진행위원들에게도 감사의 마음을 전합니다.

2019년 3월

APEC 기후센터

원장 **권 원 태**

ABSTRACT

This project was designed to improve the stability, predictability, and utilization of the APEC Climate Center (APCC) seasonal forecasting system. The structure of the current prediction system has been reorganized and its efficiency improved to maintain stable and efficient operation. An additional East Asian Winter Monsoon (EAWM) prediction system has also been constructed using a newly developed prediction technology. To improve real-time forecast information, the APCC real-time forecast was evaluated and a hindcast sensitivity test performed to improve the utilization of the individual models contributing to the APCC MME prediction.

The APCC Sea Surface Temperature/El Niño-Southern Oscillation (SST/ENSO) prediction system was systematically integrated with the improved APCC Multi-Model Ensemble (MME) prediction system, and the APCC SST/ENSO prediction and graphics system and MME graphics system were developed and improved to ensure the stable and efficient operation of the APCC Automatic Forecast System (AFS). The ruby-, NCL-, and shell script- based run scripts were converted to the python programming language and the folder structure of SST/ENSO and MME graphics systems were improved. In addition, the running time of the SST/ENSO graphics system was improved using parallel processing and developing MME and SST/ENSO automatic run scrips. It is expected that the enhanced MME system in this project will operated more efficiently and systematically than the existing systems.

In 2017, a project to develop forecasting technology for the East Asian winter monsoon was carried out to improve the predictability of the winter season in East Asia, which is a weak part of the APCC seasonal forecast information. We developed a dynamical-statistical hybrid prediction model for the East Asian Winter Monsoon (EAWM) based on APCC MME seasonal forecast and have confirmed the former is stable even during the four month lead time. In this project, we established an automatic system to systematically operate the EAWM prediction model and wanted to provide improved winter forecast information for East Asia by commercializing previously developed prediction technology. It is expected to provide additional information on the intensity of the EAWM that dominates the East Asian winter climate, along with the APCC MME forecast information.

Assessing the skill of the seasonal forecast is essential to investigating the current levels and limitations of the performance of the APCC MME prediction system. This study was assessed the predictability of the individual models and MME forecasts that were disseminated to APEC member economies every month in 2017 (2017JFM -2017/18DJF) via our website, following the project from last year. The year 2017 was characterized by warmer to much warmer than average conditions across much of the globe; it was the warmest year without an El Niño present in the tropical Pacific Ocean. The skill of the real-time MME forecast for temperature is generally higher than that of hindcast (1983-2005) and the recent nine-year (2008-2016) period. This may be due to global warming but it also shows that there is a limit to the predictability for precipitation in ENSO-neutral or weak La Niña conditions.

To improve the usability of models that could not participate in the APCC MME prediction because of the constraints of the hindcast period, we conducted a sensitivity test using a different hindcast period, statistical significance test between climatologies from different hindcast periods, and comparing the skill of MMEs using different model sets. Results indicate that the 23-year common period for individual

models used in the APCC MME predictions can be extended to 28 years with a relatively low sensitivity according to the different hindcast period. For these reasons, we also confirmed the possibility of including several models, including at least GLOSEA5 and UKMO, that did not participate in the APCC MME predictions.

목 차

1. 서론 ---- 1
1.1 연구 배경 ---- 1
1.2 연구 내용 및 목적 ---- 2

2. AFS 예측시스템 개선 ---- 4
2.1 MME 예측 시스템 안정성 검증 및 개발 시스템 시험 운영 ---- 4
2.1.1 MME 예측 시스템 안정성 검증 ---- 4
2.1.2 효율성 진단 ---- 12
2.2 ENSO 예측 및 그래픽 시스템 개선 ---- 14
2.2.1 SST/ENSO 예측 시스템 개선 ---- 14
2.2.2 MME 그래픽 시스템 개선 ---- 20
2.2.3 검증 및 효율성 진단 ---- 23
2.3 요약 ---- 27

3. 동아시아 겨울몬순 강도 예측 시스템 구축 ---- 29
3.1 동아시아 겨울몬순 강도 예측 기술 개발 ---- 29
3.1.1 개요 ---- 29
3.1.2 역학-통계 하이브리드 예측 방법 ---- 30

3.1.3 예측 검증 ---- 32
3.2 예측 시스템 구축 ---- 34
3.2.1 시스템 구성 ---- 34
3.2.2 실행 절차 및 방법 ---- 37
3.2.3 실행 일정 및 결과 ---- 40
3.3 활용 가이던스 ---- 43

4. APCC MME 실시간 예측력 평가 ---- 48
4.1 2017년 연평균 기온 및 강수 ---- 48
4.2 2017년 개별모델 및 MME 예측력 평가 ---- 50
4.2.1 해수면 온도 및 ENSO 예측성 ---- 50
4.2.2 기온 및 강수 예측성 ---- 56
4.2.3 최근 실시간 예측 및 Hindcast 예측력과 비교 ---- 67

5. Hindcast 민감도 실험 ---- 74
5.1 계절예측 현업기관의 현황 ---- 74
5.1.1 국외 현황 ---- 74
5.1.2 APCC 현황 ---- 77
5.2 Hindcast 민감도 실험 ---- 79
5.2.1 기후값을 정의하는 기간에 대한 민감도 실험 ---- 79
5.2.2 기후값을 정의하는 기후대에 따른 민감도 실험 ---- 86
5.3 개별모델 활용 방안 ---- 89
5.3.1 개별모델 예측력 평가 ---- 89
5.3.2 MME 예측력 평가 ---- 94

6. 결론 및 종합 토론 ---- 99

REFERENCES ---------- 102

Appendix

1. Comparison of the values calculated for the variables xa and xb in the TERC module of the GAUS model. -- 104
2. System structure diagram of the existing AFS SST/ENSO & graphics system. ---------- 105
3. System structure diagram of the improved AFS SST/ENSO & graphics system. ---------- 106
4. System structure diagram of the existing AFS MME graphics system. ---------- 107
5. System structure diagram of the improved AFS MME graphics system. ---------- 108
6. 기후값을 정의하는 기간에 따른(17년~30년) 계절별 관측 기온의 민감도(1979-2017년자료 활용). ---------- 109
7. 기후값을 정의하는 기간에 따른(17년~30년) 계절별 관측 강수의 민감도(1979-2017년자료 활용). ---------- 110
8. 기후값을 정의하는 기간에 따른(17년~30년) 계절별 관측 해수면 온도의 민감도(1982-2017년자료 활용). ---------- 111

그림 목차

Figure 2.1. Stability evaluation process of AFS MME prediction system. ---------- 5

Figure 2.2. Plot of deviation between PREC variables in each an equiprobable category of probabilistic forecast calculated from existing and new systems. -- 6

Figure 2.3. 3D surface map plot of deviation between PREC variables at time=0 and level=0 calculated from existing and new systems. ---------- 7

Figure 2.4. Distribution of temporal RMSE between operational system and developed system for GAUS hindcast (1983-2005) (a) precipitation, (b) 2-m temperature, (c) sea level pressure, (d) temperature at 850-hPa, and (e) geopotential height at 500-hPa. ---------- 11

Figure 2.5. Diagram of system structured analysis of (a) existing and (b) improved AFS SST/ENSO system (see appendix 2 and 3 for details). --------- 16

Figure 2.6. (Example: AFS_ENSO_3mon) Migration result from (a) an existing Ruby-based run script to (b) a Python-based run script. ---------- 17

Figure 2.7. Graphic processing approaches of AFS SST/ENSO system: (a) serial model (b) parallel model. ---------- 18

Figure 2.8. Diagram of system structured analysis of (a) existing and (b) improved AFS MME graphics system (see appendix 4 and 5 for details). ---------- 21

Figure 2.9. (Example: mme_graphics_3months) Migration result from (a) an existing Ruby-based run script to (b) a Python-based run script. ---------- 22

Figure 2.10. (Example: graph_module) Migration result from (a) an existing Ruby-based module to (b) a Python-based module. ---------- 22

Figure 2.11. Distribution of temporal (a) correlations and (b) RMSEs between existing system and improved system for SST of SCM hindcast (1983-2005). ---------- 24

Figure 2.12. Comparison of (a) existing system and (b) improved system for Hovmoller diagram. ---- 24

Figure 3.1. Anomaly pattern correlation coefficients (ACC) of 2-meter temperature over East Asia from nine individual models and MME for each month and season during the period 1983-2010 at lead times of 1 month. ---- 29

Figure 3.2. Schematic diagram illustrating the dynamic-statistical hybrid EAWM prediction system. ---- 30

Figure 3.3. Correlations of Correlations of observed and APCC MME hindcast DJF T2m and SLP with the observed EAWM index. ---- 31

Figure 3.4. Schematic diagram of two hybrid prediction methods. ---- 31

Figure 3.5. Correlations of predicted EAWM indices with 1-month lead time from MME and individual models. Black dots denote the cross-validated correlation coefficients. ---- 32

Figure 3.6. Prediction skill of dynamic and hybrid EAWM forecasts with varying forecast lead time and their difference. ---- 33

Figure 3.7. The directory structure of the EAWM hybrid prediction system. ---- 34

Figure 3.8. Time series of the DJF-mean EAWM indices obtained from observation (gray bar) and dynamic-statistical hybrid forecasts (marked black line) with 4-month lead time. ---- 41

Figure 3.9. Reconstructed T2m, Z500, SLP fields over East Asian region based on the bybrid EAWM index. ---- 42

Figure 3.10. Correlations of predicted EAWM indices with 4-month lead time from MME and individual models. ---- 42

Figure 3.11. Prediction skill of dynamic and hybrid EAWM forecasts with varying forecast lead time and their difference. ---- 43

Figure 3.12. Observed and predicted 2m temperature patterns over East Asian region using APCC MME, hybrid MME, and hybrid Mean during DJF 2013-2017. ---------- 45

Figure 3.13. An example of APCC outlook of Korean temperature and precipitation for OND 2018. ---------- 46

Figure 3.14. Standard table of near-normal range of Korean temperature and precipitation for December, January, and February, respectively. -- 46

Figure 3.15. An example of table of 1-month forecast for Korean temperature using APCC MME, hybrid MME, and hybrid mean for DJF 2017. Yellow, gray, and sky blue shading denote above-, near-, and below-normal category, respectively. ---------- 46

Figure 4.1. Annual mean temperature departure with respect to a 1981-2010 based period (left) and percent of normal precipitation with respect to a 1971-1990 based period (right; from NOAA, 2018). ---------- 49

Figure 4.2. Seasonal evolution of equatorial Pacific SST anomalies (5°N-5°S) from (a) observation and (b-h) individual model predictions for the period 2014JFM to 2017/18DJF. ---------- 52

Figure 4.3. Same as Figure 4.2, except for 850hPa zonal wind anomalies. ----- 53

Figure 4.4. Seasonal evolution of equatorial Pacific SST and U850 anomalies (5°N-5°S) from (a, f) observation and (b-e, g-j) MME predictions at lead times of 1-4 months for the period 2014JFM to 2017/18DJF. ---------- 54

Figure 4.5. Anomaly pattern correlation coefficient (PCC) of 3-month mean tropical Pacific SST (20°S-20°N, 120°E-80°W) for individual models (grey) and MME predictions (black) at lead times of (a) 1 and (b) 4 months with the amplitude of 3-month mean Nino 3.4 index (blue line) for the period 2014JFM to 2017/18DJF. Histograms indicate the averaged PCC over the whole period for each individual models and MME. ---------- 55

Figure 4.6. Time-series of 3-month mean Nino 3.4 index from observation (red), individual models (grey), and MME predictions (black) at lead times of (a) 1 and (b) 4 months for the period 2014JFM to 2017/18DJF. Temporal correlation coefficients for the MME prediction are also displayed. --- 56

Figure 4.7. Observed three-month mean anomalies of (a) temperature at 2m (T2M, shading) and geopotential height of 500hPa (Z500, contour), (b) precipitation (PREC, shading) and wind fields at 850hPa (UV850), (c) sea-level pressure (SLP), and (d) outgoing long-wave radiation (OLR) for 2017MAM. ---------- 58

Figure 4.8. APCC MME forecast anomalies (a) T2M, (b) PREC, (c) Z500, and (d) UV850 for 2017MAM. ---------- 59

Figure 4.9. Observed three-month mean anomalies of (a) T2M, (b) Z500, (c) OLR, and (d) PREC and UV850. (e) Monthly mean anomalies of Z500 (5880gpm) for June, July, and August of 2017 (red contour-line) and climatology (blue dashed-line, 1983-2005). ---------- 61

Figure 4.10. Same as Figure 4.8, except for 2017JJA. ---------- 62

Figure 4.11. Same as Figure 4.7, except for 2017SON. ---------- 64

Figure 4.12. Same as Figure 4.8, except for 2017SON ---------- 65

Figure 4.13. Observed three-month mean anomalies of (a) T2M, (b) PREC and UV850, (c) Z500, (d) SLP, and (e) OLR for 2017/18DJF. Figs. c-f are obtained from Tokyo Climate Center (TCC, 2018). ---------- 65

Figure 4.14. Time-series of Antarctic Oscillation (AO) index for the period of Aug. 2008 to Jul. 2018. ---------- 66

Figure 4.15. Same as Figure 4.8, except for (c) SLP for 2017/18DJF. ---------- 66

Figure 4.16. Heidke Skill Score (HSS) of seasonal mean APCC MME prediction for (a) temperature at 850hPa and (b) precipitation for the period 2017JFM - 2017/18DJF. For comparison, hindcast skill (1983-2005) is also displayed with star markers. ---------- 67

Figure 4.17. ACC of the individual models and MME predictions for temperature at 850hPa over (a) globe, (b) northern Hemisphere, (c) tropics, and (d) East Asia region for the period 2008JFM to 2017/18DJF. Dashed line indicates the average of all-single model's PCC. The values in the brackets are the PCCs of the MME predictions averaged over the whole period for each region. The amplitude of Nino 3.4 index is represented in the right Y axis. ---------- 70

Figure 4.18. Same as Figure 4.17, except for precipitation. ---------- 71

Figure 4.19. ACCs of APCC MME hindcasts (1983-2005) of (a) global temperature at 850hPa and (b) precipitation produced by each year's MME prediction system (2008-2017). Relative skill difference is calculated by the difference between the recent 3-year (2015-2017) and the first 3-year (2008-2015) mean ACCs divided by the first 3-year ACCs. ------- 72

Figure 4.20. Skill difference for each region calculated by Figure 4.19. --------- 72

Figure 4.21. Same as Figure 4.5, except for CCSM3 and SCoPS models. ------ 73

Figure 5.1. Example of sensitivity test for hindcast experiments with respect to the 17-year climatology using 39-year (1979-2017) historical data. ----- 81

Figure 5.2. Maximum difference of several climatologies with respect to the different period (18, 22, 26, and 30years) for observed seasonal mean temperature. ---------- 82

Figure 5.3. Same as Figure 5.2, except for precipitation. ---------- 83

Figure 5.4. Same as Figure 5.2, except for sea surface temperature. ---------- 83

Figure 5.5. Trends of observed seasonal mean (a) temperature (°C/10-year) and (b) precipitation(mm/day/10-year) from 1979-2017, and sea surface temperature(°C/10-year) from 1982-2017. ---------- 84

Figure 5.6. Maximum difference of several climatologies with respect to the different period (14, 18, 22, and 26years) for seasonal mean temperature from NCEP model using 28-year hindcast (1983-2010). ---------- 85

Figure 5.7. Trends of seasonal mean (a, c) temperature (°C/10-year) and (b, d) precipitation(mm/day/10-year) from observation and NCEP model for the period of 1982-2010. ---------- 86

Figure 5.8. T-test between two climatologies for 1983-2010 (8310clim) and 1993-2010 (9310clim) of observed seasonal mean temperature. Shaded areas are the regions where the 8310clim and 9310clim statistically differ at the 1%, 5%, and 10% significance level. ---------- 88

Figure 5.9. Pattern correlation coefficients (PCCs) of 3-month mean global temperature and precipitation from GLOSEA5, UKMO, HMC, and BCC for

2014–2017 (dot with black color) as compared with 9 individual models (plus with grey color) and their mean PCC (dashed line). Histograms indicate skill difference between four models and averaged PCC of 9 individual models. ---- 91

Figure 5.10. Averaged PCCs over the period 2014–2017 of 3-month mean temperature and precipitation from four models (GLOSEA5, UKMO, BCC, and HMC; circle with different colors) and 9 individual models (plus with black color) for each region. Histograms indicate mean PCCs of 9 individual models. GL: globe, NH: northern hemisphere, SH; southern hemisphere, TR: tropics, EA: east Asia, SA: south Asia, NAm: north USA, SAm: south USA, AUS: australia, AUS+SP: australia+south Pacific, NEU: northern Eurasia. ---- 92

Figure 5.11. Temporal correlation coefficients (TCCs) of seasonal mean temperature from individual models for the period 2013JFM-2017/18DJF (except for CMCC, GLOSEA5 and BCC; details in Table 5.3). Averaged TCCs over the globe are displayed for each model. ---- 93

Figure 5.12. Same as Figure 5.11, except for precipitation. ---- 94

Figure 5.13. Pattern correlation coefficients (PCCs) of 3-month mean global temperature and precipitation from simple averaged MME with equal weighting (SCM; solid line), mean of 9 models' PCC (MEAN; dashed line) and 9 individual models (plus with grey color). Histograms indicate skill improvement of SCM as compared with MEAN. ---- 96

Figure 5.14. (a)Pattern correlation coefficients (PCCs) of 3-month mean global temperature from different MMEs (SCM, SCM1, SCM2, SCM3). (b) Skill improvement of SCM1, SCM2, and SCM3 as compared with SCM (PCC, %). ---- 97

Figure 5.15. Same as Figure 5.14, except for precipitation. ---- 97

Figure 5.16. Skill improvement of SCM1, SCM2, and SCM3 of 3-month mean (a) temperature and (b) precipitation as compared with SCM for each region during 2014–2017 (PCC, %). ---- 98

표 목차

Table 2.1. Statistical table of Figure 2.2. ---- 7

Table 2.2. ACCs between existing system and improved system for 3-month MME (SCM and GAUS) real-time forecast results. ---- 10

Table 2.3. Same as Table 2.2 except for spatial RMSEs. ---- 10

Table 2.4. Comparison of existing system and improved system for MME work processes. ---- 13

Table 2.5. Running time of AFS SST/ENSO graphic system. ---- 17

Table 2.6. Running time of parallel model of AFS SST/ENSO graphic system. ---- 19

Table 2.7. ACCs and spatial RMSEs between existing system and improved system for SST of 3-month SCM real-time forecast. ---- 23

Table 2.8. Comparison of graphic system work processes. ---- 26

Table 3.1. Categorical forecasts of 2m temperature for DJF 2013-2017. +, 0 and - denote the above-, near-, and below-normal category, respectively. ---- 47

Table 4.1. Global combined land and ocean annually-averaged temperature rank and anomaly for each of the 10 warmest years on record (from NOAA, 2018). ---- 49

Table 4.2. Description for verification regions used in the study. ---- 58

Table 4.3. Changes and improvements of the participating models in the APCC MME prediction system (since 2012). ---- 73

Table 5.1. Description of participating models in the multi-model ensemble (MME) predictions from several operational centers. ---- 76

Table 5.2. Model description from 14 institutes and operational centers in 10 different countries that provides seasonal forecasts to APCC. ---------- 78

Table 5.3. Description of real-time forecast and hindcast information from fourteen models used in the study. ---------- 91

Table 5.4. Description of MME experiments with different number of participating models. ---------- 96

1. 서론

1.1 연구 배경

APCC 설립당시부터 이어져 온 기관의 미션은 '기후예측정보를 통한 아시아·태평양 지역에의 공헌'을 기조로 하며, 기후예측 업무는 센터내에서도 가장 오래된 연구분야로 센터 존립의 근간이라 할 수 있다. 따라서 기후예측과 관련된 연구들은 2005년 설립이후부터 현재까지 APCC의 가장 중요한 연구로써 꾸준히 진행되어 오고 있다(예, Min et al., 2014; Sohn et al., 2013; Min et al., 2017; Kim et al., 2017; Shin and Moon, 2017). APCC는 다중모델앙상블(Multi-Model Ensemble, 이후 MME) 기법을 활용한 장기 계절예측기술 개발 및 개선에 많은 노력을 기울여왔으며, 그 결과 세계 유수현업기관 및 연구기관의 다양한 전지구모델을 활용한 기후예측시스템을 구축하고, 매월 정기적으로 홈페이지를 통해 기후감시 정보와 장기 계절예측(3/6개월) 및 검증정보를 제공하고 있다.

기후예측정보의 안정적인 생산을 위해서 APCC는 설립 초기에 AFS(Automated Forecast System; APCC 2008)를 개발하였으며, 이를 근간으로 예측기간의 확장(3개월→6개월), ENSO/SST 예측시스템 구축, 검증시스템 개발 등 기후예측 시스템을 확장하여 운영하여 왔다. 그러나 이러한 시스템 개선 작업들은 현업 일정 내에서 담당 연구자들의 편의에 의해 부분적으로 이루어졌으며, 이로 인해 확장된 기후예측시스템의 소스 코드에는 불필요한 함수와 프로시저들이 비효율적으로 존재하고, 소스 코드가 이질적이라는 문제점이 제기되었다. 또한 최신 소프트웨어의 개발로 인한 이전 소프트웨어의 단종도 커다란 문제점으로 대두되었다. 지속적으로 발전하고 있는 컴퓨팅성능에 비해 낙후된 현재 기후예측 시스템은 나날이 발전하고 있는 최신의 자료 처리 기술들을 적용하기에 한계점이 많으며, 전체 시스템의 효율성 및 확장성이 부족한 실정이다. 이는 개인 또는 센터입장에서 단기간에 가시적 성과를 나타낼 수 있는 성과위주의 연구를 지향하면서 나타난 문제점으로, 현업적인 측면에서 가장 기본적이며 중요한 '예측시스템의 체계적인 개선 및 최적화'에 대한 관심이 소홀했기 때문이다. 본 과제에서는 APCC 예측시스템의 효율적인 운영을 위해서 현 예측시스템의 문제점을 진단하고, 기술적인 측면에서 재정비하고자 한다. 최적

의 기후예측시스템의 흐름 구조를 설계하여 기존의 운영체계 구조를 재정비하고, 최신 소프트웨어의 적용과 시스템의 통합으로 안정적이고 효율적인 차세대 AFS를 구축할 것이다. 또한 현업운영 작업 프로세스의 불필요한 과정을 최소화시킴으로써 현업 운영에 소비되는 물리적인 시간 단축을 기대하였다.

기후예측시스템의 확장 및 개선과 더불어, APCC 기후예측시스템을 구성하는 MME 참여 모델들 또한 꾸준히 변화하여 왔다. 설립 초기에는 아태지역 모델만이 MME 예측에 참여 하였지만, 2014년 유럽 모델들이 참여하면서 APCC는 MME를 구성하는 참여 모델들의 다양성 및 독립성을 점진적으로 확보하고 있다. 또한 2017년 APCC 자체 모델 개발을 통해 자체 참여 모델인 CCSM3(Community Climate System Model Version 3)를 SCoPS(Seamless Coupled Prediction System)로 변경하는 등 모델 개선을 위한 노력에도 힘써왔다. 꾸준히 변화하고 있는 참여 모델들 및 MME 예측 정보의 객관적인 분석은 APCC MME 예측 시스템에 있어 매우 중요한 부분이라 할 수 있다. 따라서 매년 예측한 실시간 MME 예측력 및 개별모델의 특성 분석을 통해, APCC MME의 현재수준을 파악하고 예측력의 원인을 제시하고자 하였다. 뿐만 아니라 MME 개선을 위한 Hindcast 민감도 실험을 통해 MME 예측정보의 품질 개선을 위한 가이드라인을 제시하고자 하였다.

1.2 연구 내용 및 목적

본 과제에서는 '신뢰도 높은 기후예측정보의 안정적인 생산 및 제공'을 목표로 수행된 결과들을 크게 두 개의 주제, 시스템 개선 및 구축 부분과 APCC MME 예측성 평가 부분으로 제시하고자 한다. 시스템 개선 부분은 2장~3장으로 구성되었으며, 2장에서는 17년에 개선된 AFS MME 시스템의 안정성 검증 및 SST/ENSO 예측 시스템의 통합, 그래픽 시스템 개선을 제시하며, 3장에서는 전년도 연구과제인 '동아시아 겨울몬순강도 예측기술 개발'에 따른 시스템 구축에 대해 제시할 것이다. 예측성 평가 부분은 4장~5장으로 구성되었으며, 4장에서는 APCC MME 예측 성능의 현재 수준과 한계점을 파악하기 위한 실시간 예측력 평가를 제시하며, 5장에서는 MME 예측에 참여하는 모델 자료의 유용성을 높이기 위한 방안으로 Hindcast 민감도 실험이 제시되었다. 마지막으로 6장에서 결론 및 토론이 제시되었다.

기후예측시스템 개선 사업은 '17년 APCC MME 예측시스템 개선'을 시작으로 점진적으로 '18년 SST/ENSO 예측시스템 통합 및 그래픽시스템 개선', '20년 기후감시 및 검증시스템 개선'으로 3차년 계획을 수립한 바 있으며, 이후 기후감시-예측-검증을 아우르는 순차적인 예측시스템의 자동화 및 고도화를 목표로 다년도 과제를 제시한 바 있다. 기후감시-예측-검증까지 효율적으로 개선·통합된 자동화 시스템을 통해 보다 능률적인 현업업무가 수행될 것이며, 개선된 시스템의 효율성 진단을 통해 현업 스케줄을 재조정함으로써 MME 계절예측정보를 보다 조기에 제공할 수 있을것이라 기대한다. 현업업무에 대한 시간단축은 생산된 기후예측정보 분석에 더 많은 물리적 기회를 제공할 것이며, 꾸준히 변화하고 있는 개별모형 및 MME 예측정보의 객관적 분석은 MME 예측력 향상을 위한 기반 마련의 토대가 될 것이다.

2. AFS 예측시스템 개선

제 2장에서는 기 개선된 APCC 기후예측시스템(MME 예측 시스템)의 안정성을 검증하고, MME 예측시스템과는 독립적으로 구성되어있던 SST/ENSO 예측 및 그래픽 시스템을 통합하고자 하였다. 이를 통해 효율적이고 체계적인 현업운영시스템을 구축하고자 하였으며, 이는 계절예측자료를 기반으로 한 다양한 연구들을 위한 APCC 서비스를 개선하는데 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

2.1 MME 예측 시스템 안정성 검증 및 개발 시스템 시험 운영

APCC에서는 현업시스템의 노후화에 따른 최신 컴퓨팅 환경으로의 안정적인 이전을 위해 AFS 시스템을 전반적으로 분석하고 개선하는 작업을 수행하고 있다. 이러한 과정의 일환으로 현업시스템(32비트 운영체계)에서 개발시스템(64비트 운영체계)으로 이전하는 과정에서 운영환경, 컴파일러 등의 변경으로 인해 발생되는 오차 분석을 통해 안정성(stability)을 검증하고자 한다. 또한, 개발 시스템의 시운영을 통해 시스템 이전 및 개선 과정에서 발견되지 못한 문제점 등을 파악하고 개선하여 향후 개발 시스템이 현 현업시스템을 안정적으로 대체할 수 있는 토대를 마련하고자 하였다.

2.1.1 MME 예측 시스템 안정성 검증

AFS 예측시스템은 2017년 MME 예측시스템 개선을 통해 AFS 시스템의 MME 예측 파트의 전반적인 시스템 구조 개선과 이에 따른 소스코드의 개선을 진행하였다[1]. 그리고 MME 예측 모델의 예측 결과를 기존 현업 시스템과의 비교 분석을 통해 최신 컴퓨팅 환경으로의 시스템 마이그레이션(migration) 과정에서 발생할 수 있는 MME 예측 모델(SCM, GAUS, MRG, SSE, SPM)의 오차를 분석하였다.

본 연구에서는 MME 예측 모델 중 GAUS 모델을 대상으로 반올림 오차(round-off error), 절삭 오차(trancation error) 등 컴퓨터에서 IEEE 754 표준에 의해 실수 자료형을

1) 자세한 내용은 APEC 기후센터 연구보고서 2017-07 “APCC 기후예측시스템 개선” 보고서 참고

다루는 과정에서 발생하는 오차로 인한 안정성을 추가로 평가하였다. 또한 패턴상관분석 기법을 이용하여 SCM과 GAUS 모델의 최종 예측결과를 비교 분석하였다. 안전성 평가 방법은 GAUS 모델에서 생산되는 변수 중 (1) PREC(precipitation) 변수를 대상으로 현업/개발 서버 결과값 비교, (2) 편차값이 가장 큰 위도/경도/월 탐색, (3) 라인 단위로 NCL/Fortran 소스코드로 계산값(수식 등) 비교, (4) 오차가 발생되는 계산식을 Multiple-Precision Arithmetic이 가능한 라이브러리/소프트웨어를 이용하여 비교하는 과정으로 진행하였다(그림 2.1). 현업 시스템과 개발 시스템 간 GAUS 모델의 비교 검증에는 2017년 11월 3개월 예측자료가 이용되었다.

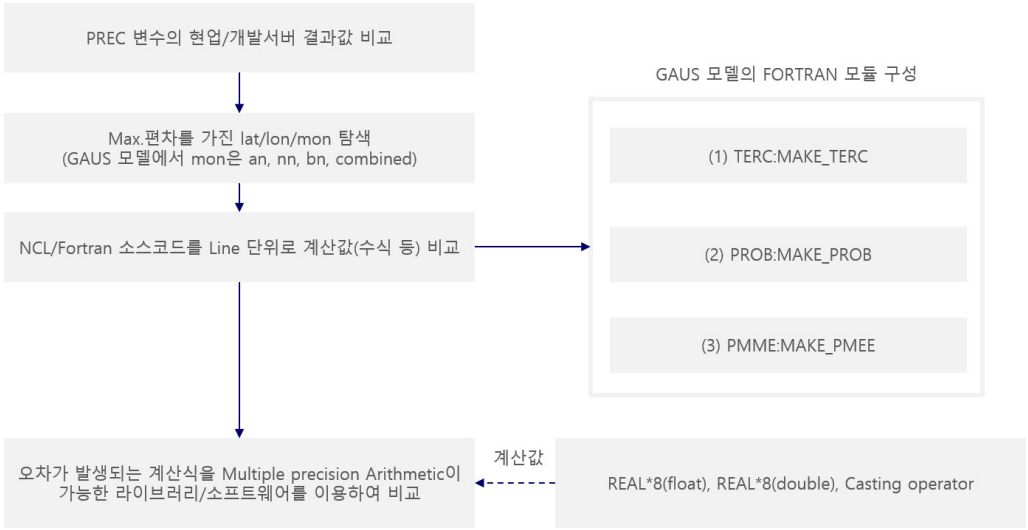


Figure 2.1. Stability evaluation process of AFS MME prediction system.

비교 검증에 사용된 GAUS 모델의 PREC 데이터는 time, level, lat, lon, prec 변수로 구성되며, time은 예측월을 포함한 3개월, level은 확률적 예측 카테고리(AN: Above Normal, NN: Near Normal, BN: Below Normal, Combined), lat은 위도 자료, lon은 경도 자료, prec는 각 위도/경도 별 확률자료이다. 두 시스템 간 PREC 데이터의 편차는 그림 2.2와 같다. 두 시스템 간 GAUS 모델의 PREC 변수의 편차는 -0.0002555847 ~0.0002670288 범위 내에서 차이를 보였다. 전체 데이터 편차의 표준편차는 0.000004001061이며, 평균은 0.000001951477로 나타났다. 편차의 범위, 표준편차,

평균값으로 미루어 볼 때 최신의 컴퓨팅 환경으로 마이그레이션이 잘 된 것으로 판단된다(표 2.1). 이 중에서 time 0과 level 0(AN)의 자료를 3차원 표면 그래프(3D surface map graph)를 그려보면 편차값이 전 지역에 걸쳐 나타나는 것을 확인 할 수 있다(그림 2.3). 그러나 대부분의 지역에서 작은 편차값을 보였지만, 일부 지역의 다른 지역에 비해 편차가 큰 값을 보였다. 전체 편차값의 범위가 매우 작은 값을 보였지만, 다소 큰 편차값이 발생하는 원인을 분석하기 위해 NCL과 Fortran으로 개발된 GAUS 모델을 소스코드 라인단위로 수식 계산 결과를 일대일로 비교 검증을 실시하였다.

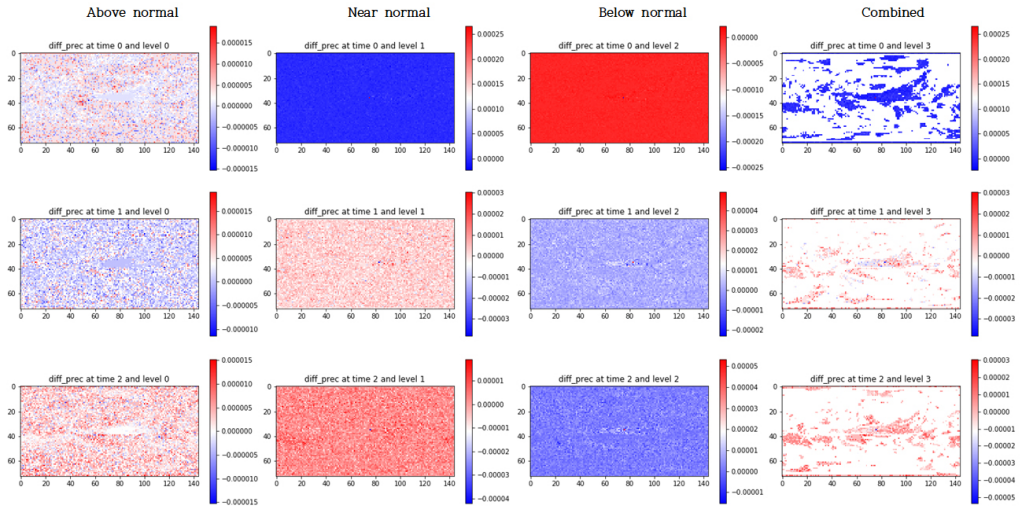


Figure 2.2. Plot of deviation between PREC variables in each an equiprobable category of probabilistic forecast calculated from existing and new systems.

Table 2.1. Statistical table of Figure 2.2.

time	level	max	min	std	ave
0	0	0.000019073490	-0.000015258790	0.000003228940	
0	1	0.000267028800	-0.000022888180	0.000004746896	
0	2	0.000022888180	-0.000255584700	0.000003795832	
0	3	0.000267028800	-0.000022888180	0.000008793061	
1	0	0.000019073490	-0.000011444090	0.000003125276	
1	1	0.000030517580	-0.000038146970	0.000004062452	
1	2	0.000049591060	-0.000022888180	0.000002906736	
1	3	0.000030517580	-0.000038146970	0.000006813872	
2	0	0.000015258790	-0.000015258790	0.000003210108	
2	1	0.000019073490	-0.000041961670	0.000003965048	
2	2	0.000053405760	-0.000015258790	0.000002859380	
2	3	0.000030517580	-0.000053405760	0.000006924882	
Total		0.000267028800	-0.000255584700	0.000004001061	0.000001951477

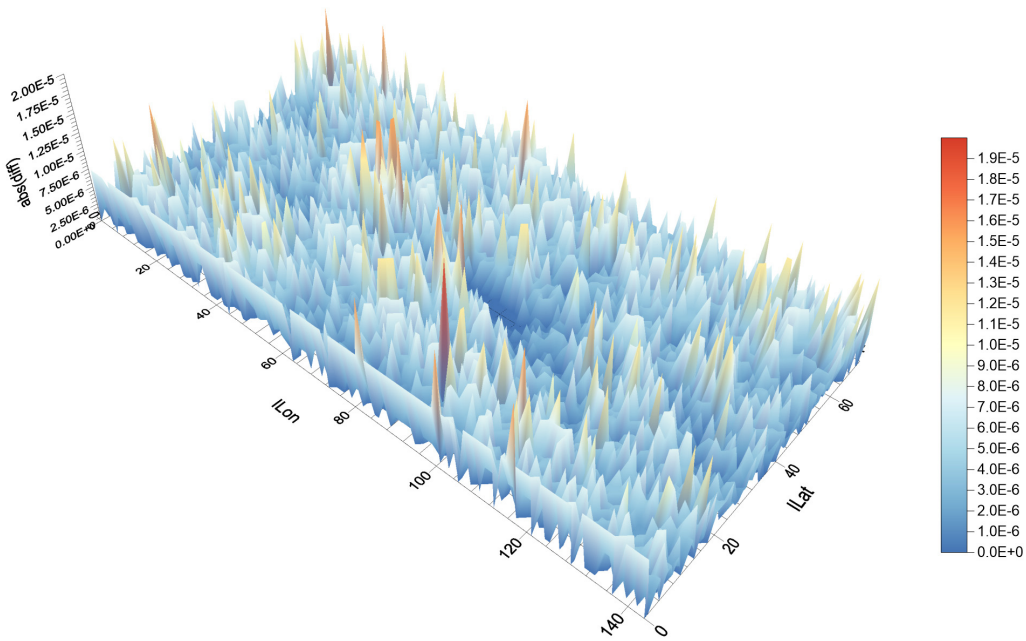


Figure 2.3. 3D surface map plot of deviation between PREC variables at time=0 and level=0 calculated from existing and new systems.

두 시스템 간 GAUS 모델의 일대일 비교 검증을 통해 TERC 모델 내 xa와 xb 값을 계산하는 과정에서 오차가 발생하는 것을 발견하였다. 이 오차는 현업시스템의 컴파일 환경(float 자료형, 80bit 확장배정도)과 개발시스템의 컴파일 환경(float 자료형) 차이로 인해 발생되는 오차로 판단된다. 이러한 오차를 비교 검증하기 위해서는 보다 정밀하고 정확한 계산 환경에서 계산된 결과와의 비교가 필요하며, 이를 위해 WolframAlpha 서비스[2]를 이용하여 xa와 xb를 계산하고 비교하였다(Appendix 1). 비교에는 현업 시스템에서 계산된 값과 개발 시스템에서 float 자료형, double 자료형, 자료형 변환 연산자 등을 이용하여 계산된 값을 WolframAlpha에서 계산된 값과 소숫점 16자리까지 비교하였다. 비교 결과, double 자료형과 형 변환 연산자의 계산 결과는 동일하였으며, float 자료형 보다 정확한 계산이 되는 것으로 나타났다. 소숫점 7자리 정도에서 보다 정확한 계산 결과를 보였다. AFS의 MME 예측 시스템을 현업시스템에서 최신의 컴퓨팅 환경으로 마이그레이션을 하더라도 동일 소스코드 내에서는 안정성 문제없이 운영이 가능한 것을 알 수 있다. 그리고 실험 결과와 같이 double 자료형 또는 형 변환 연산자를 이용한 방법이 보다 정확한 계산이 가능함으로, 기존 MME 시스템의 수정이 필요할 것으로 판단된다. 그러나 일반적으로 기후분야에서는 float 자료형을 주로 생산함으로 기존 float 자료형을 double 자료형으로 변환하는 것보다 계산 과정 내 수식에서 일부 상수 값을 형 변환 연산자를 적용하는 것이 좋을 것으로 판단된다. 특히 double 자료형이 float 자료형보다 데이터의 크기가 2배 크기 때문에 계산 시간이 더 필요하다. 그러므로 전체 데이터는 float 자료형을 유지하면서 일부 수식 내 변수 값을 형 변환 연산자만 적용하는 것이 소스코드 수정, 계산 시간 등을 고려했을 때 효과적일 것으로 판단된다.

AFS 시스템 개선 과정 도중 APCC in-house 모델인 CCSM3(Community Climate System Model Version 3)가 SCoPS(Seamless Coupled Prediction System)로 변경되었고, CWB(Central Weather Bureau)는 T42에서 T119로 해상도의 변화가 있었으며, NASA의 GMAO(Global Modeling and Assimilation Office) 모델이 개선되는 등 APCC MME에 참여하는 일부 개별 모형의 변화에 따라 기존 현업 시스템 소스코드의 일부가 변경되었다. 이 밖의 소소한 변경사항을 포함하여 개선 중인 시스템에도 동일하게

2) WolframAlpha 웹사이트(https://www.wolframalpha.com/)는 정확한 수치 연산이 가능한 Wolfram Mathematica를 개발한 Wolfram 사에서 개발/운영 중인 검색엔진

반영하였으며, 최종적으로 개선된 MME 예측 시스템과 현업 시스템 간의 비교·검증을 수행하였다. 비교·검증은 SCM과 GAUS 모델의 2018년 8월 3개월 실시간 및 동일 계절 과거(1983-2005년) 예측자료를 대상으로 시공간적 상관성 및 RMSE 분석을 통하여 이루어졌다. 표 2.2와 2.3은 SCM과 GAUS의 3개월 실시간 예측 자료에 대한 기존 현업 시스템과 개선된 시스템 간의 ACC와 공간적 RMSE를 비교한 것으로, 두 시스템에서 계산된 자료가 공간적으로 얼마나 유사한지를 먼저 살펴보았다. SCM 모델에서의 ACC는 lead time 1-3과 평균값 모두 1로 나타나면서 개선된 시스템과 현업 시스템에서 생산된 자료 간의 공간적인 분포가 서로 동일한 것으로 나타났으며, GAUS는 강수량의 첫 번째 lead time에서 0.9 순환소수의 값을 보이고 있지만 이는 1에 수렴하는 값으로써 이 또한 두 시스템의 자료가 거의 동일한 공간분포를 보이는 것을 확인할 수 있다. SCM의 RMSE는 ACC와 같이 모든 경우에 대해 0을 나타내면서 공간적인 분포뿐만 아니라 오차적인 부분에서도 두 시스템이 일치함을 나타내고 있다. GAUS는 SCM에 비해 모든 경우에서 오차를 보이고 있으나, 첫 번째 lead time에서의 강수량을 제외한 나머지의 오차는 소수점 다섯째자리 이하의 아주 작은 값이며, 첫 번째 lead time 의 강수량의 오차 또한 0.1% 이하로써 거의 차이가 없는 것으로 나타났다.

동일 계절의 과거 예측 자료를 통하여 개선된 시스템과 현업시스템 간의 시간적으로 유사한 정도를 평가하였다. 1983-2005년 기간에 대한 두 시스템 간 과거 예측 자료의 시간 상관계수를 분석한 결과 SCM과 GAUS 모델의 모든 변수, 모든 격자에서 1의 값이 나타남에 따라 두 시스템의 결과가 시간적으로 동일한 것으로 확인하였다. 마찬가지로 시간적 RMSE를 분석한 결과 SCM 모델은 모든 변수에 대해 오차가 없으나, GAUS는 일부 작은 오차가 발생하였다(그림 2.4). 이 오차는 주로 적도 지역을 중심으로 산발적으로 나타나나, 그 값이 0.0005% 미만으로써 유의한 수준의 차이는 아닌 것으로 판단된다. 즉, 개선된 MME 예측 시스템은 기존 현업 시스템과 시공간적으로 거의 일치한 자료를 산출하며, GAUS 모델의 일부에서 나타나는 오차는 계산과정에서 비롯한 용인할 수 있는 범위 내의 상당히 작은 오차로써 이 또한 현업 시스템과 동일한 자료라 볼 수 있다.

Table 2.2. ACCs between existing system and improved system for 3-month MME (SCM and GAUS) real-time forecast results.

	SCM				GAUS			
	LT1	LT2	LT3	Mean	LT1	LT2	LT3	Mean
prcp	1.000	1.000	1.000	1.000	0.999	1.000	1.000	1.000
t2m	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
slp	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
t850	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
z500	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
u850	1.000	1.000	1.000	1.000	-	-	-	-
v850	1.000	1.000	1.000	1.000	-	-	-	-
u200	1.000	1.000	1.000	1.000	-	-	-	-
v200	1.000	1.000	1.000	1.000	-	-	-	-

Table 2.3. Same as Table 2.2 except for spatial RMSEs.

	SCM				GAUS			
	LT1	LT2	LT3	Mean	LT1	LT2	LT3	Mean
prcp	0.000	0.000	0.000	0.000	0.099	4.42E-06	4.47E-06	5.05E-06
t2m	0.000	0.000	0.000	0.000	1.89E-05	2.04E-05	1.04E-05	2.25E-05
slp	0.000	0.000	0.000	0.000	8.45E-06	9.67E-06	1.64E-05	1.09E-05
t850	0.000	0.000	0.000	0.000	2.09E-05	1.61E-05	1.78E-05	1.25E-05
z500	0.000	0.000	0.000	0.000	1.31E-05	1.67E-05	1.50E-05	1.59E-05
u850	0.000	0.000	0.000	0.000	-	-	-	-
v850	0.000	0.000	0.000	0.000	-	-	-	-
u200	0.000	0.000	0.000	0.000	-	-	-	-
v200	0.000	0.000	0.000	0.000	-	-	-	-

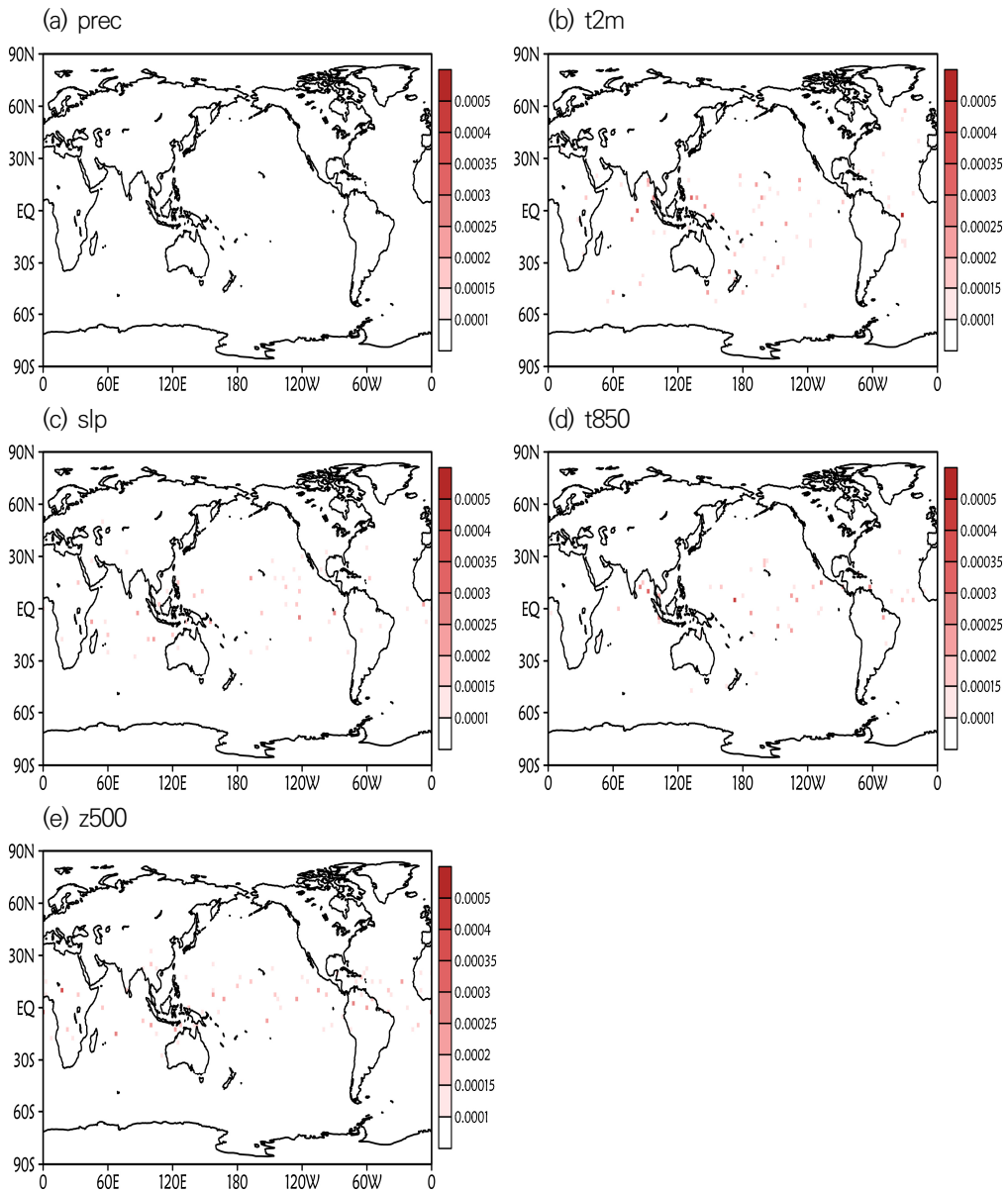


Figure 2.4. Distribution of temporal RMSE between operational system and developed system for GAUS hindcast (1983-2005) (a) precipitation, (b) 2-m temperature, (c) sea level pressure, (d) temperature at 850-hPa, and (e) geopotential height at 500-hPa.

2.1.2 효율성 진단

현재 운영되고 있는 AFS MME 예측 시스템은 3개월과 6개월, 계절평균과 월 평균, Forecast와 Hindcast의 작업을 분리하여 수행하여야 하며, 그만큼 동일한 작업을 반복해야하는 번거로운 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해 MME 작업 수행 횟수를 상당 수준 단축시키는 자동 수행 프로그램을 제작하였고, 표 2.4와 같이 자동 수행 프로그램을 적용한 개선된 시스템과 기존 현업 시스템의 작업 과정을 비교하였다. 기존 현업 시스템은 최종적인 APCC MME 예측 자료 생산까지 매월 단계별로 총 54회에 해당하는 작업을 반복 수행해야하지만 자동 수행 프로그램을 적용하면 총 6회의 작업만을 수행하면 되며 결과적으로 48단계(약 88.9%)가 단축되어 보다 수월하게 작업을 수행 할 수 있다. 이를 통하여 보다 안정적이고, 시간·경제적으로 효율적인 시스템 환경을 구축함으로써 예측 자료 산출 시간의 단축과 함께 보다 빠른 APCC MME 예측 정보 서비스를 할 수 있는 기반을 마련하였다.

Table 2.4. Comparison of existing system and improved system for MME work processes.

단계	현 AFS 시스템			개선된 AFS 시스템	
	순번	프로그램 및 소스코드	작업 내용	순번	프로그램 및 소스코드
기상청간 예보토의를 위한 MME 예측자료 생산 : SCM, GAUS	1~6	models.3m.afs models.6m.afs	MME 참여 모형 list 초기화 및 세팅	1	reset_model_list
	7~16	runMME.rb - fcast-mean-3m.yml - fcast-mean-6m.yml - fcast-month-3m.yml - fcast-month-6m.yml - hcast-mean-3m.yml - hcast-mean-6m.yml - hcast-month-3m.yml - hcast-month-6m.yml	MME 메인 수행 프로그램 - forecast 3개월 계절 평균(1회) - forecast 6개월 계절 평균(2회) - forecast 3개월 월 평균(1회) - forecast 6개월 월 평균(1회) - hindcast 3개월 계절 평균(1회) - hindcast 6개월 계절 평균(2회) - hindcast 3개월 월 평균(1회) - hindcast 6개월 월 평균(1회)	2	rum_mme
APCC 최종(공식) MME 예측자료 생산 : SCM, GAUS, SSE, MRG	17~28	models.3m.afs models.6m.afs	위의 기존 자료 삭제 및 모형 재세팅	3	reset_model_list
	29~38	runMME.rb - fcast-mean-3m.yml - fcast-mean-6m.yml - fcast-month-3m.yml - fcast-month-6m.yml - hcast-mean-3m.yml - hcast-mean-6m.yml - hcast-month-3m.yml - hcast-month-6m.yml	MME 메인 수행 프로그램 - forecast 3개월 계절 평균(1회) - forecast 6개월 계절 평균(2회) - forecast 3개월 월 평균(1회) - forecast 6개월 월 평균(1회) - hindcast 3개월 계절 평균(1회) - hindcast 6개월 계절 평균(2회) - hindcast 3개월 월 평균(1회) - hindcast 6개월 월 평균(1회)	4	rum_mme
APCC 최종(공식) MME 예측자료 생산 : SPM	39~44	models.3m.afs models.6m.afs	SPM 수행을 위한 모형 재세팅	5	reset_model_list
	45~54	runMME.rb - fcast-mean-3m.yml - fcast-mean-6m.yml - fcast-month-3m.yml - fcast-month-6m.yml - hcast-mean-3m.yml - hcast-mean-6m.yml - hcast-month-3m.yml - hcast-month-6m.yml	MME 메인 수행 프로그램 - forecast 3개월 계절 평균(1회) - forecast 6개월 계절 평균(2회) - forecast 3개월 월 평균(1회) - forecast 6개월 월 평균(1회) - hindcast 3개월 계절 평균(1회) - hindcast 6개월 계절 평균(2회) - hindcast 3개월 월 평균(1회) - hindcast 6개월 월 평균(1회)	6	rum_mme

2.2 ENSO 예측 및 그래픽 시스템 개선

APCC에서는 현업시스템에서 운영 중인 SST/ENSO 예측 및 그래픽 시스템 분석과 개선을 통해 AFS 시스템의 체계적인 시스템 운용과 효율적인 유지관리를 위해 기 개선된 AFS MME 시스템과의 유기적인 통합을 수행하였다. 그리고 SST/ENSO 시스템의 분석 자료를 바탕으로 시스템의 부분 병렬화를 통해 성능 개선 가능성을 평가하였다.

2.2.1 SST/ENSO 예측 시스템 개선

SST/ENSO 예측 시스템은 AFS MME 예측과 그래픽 시스템이 개발된 이후에 MME 시스템을 참조하여 개발되었다. 시스템은 실행 스크립트, 라이브러리, 핵심 모듈 등 모든 부분에서 MME 시스템과 유사하지만, 3개월 예측이 먼저 개발된 후에 6개월 예측 시스템이 다른 시기에 다른 연구자에 의해 개발됨으로써 6개월 예측의 경우에는 MME 시스템, SST/ENSO 3개월 예측 시스템과는 독립된 형태를 가진다(그림 2.5 (a)). 본 연구에서는 개별 연구자에 의해 개발된 다른 형식의 SST/ENSO 3개월과 6개월 예측 시스템을 기 개선된 MME 시스템과 유기적인 통합을 위해 전반적인 시스템 구조 분석과 개선 작업을 수행하였다.

현업시스템에서 운영 중인 SST/ENSO 예측 시스템을 분석한 결과, SST/ENSO 예측과 그래픽 시스템이 통합된 형태로 특정 경로에서 실행 스크립트와 관련 라이브러리와 모듈들이 모두 관리되고 있었다. 반면, MME 자료를 읽거나 예측결과의 이미지 생성에 필요한 함수들은 기존 MME 시스템에서 라이브러리 파일을 복사하여 별도로 사용되고 있었다. SST/ENSO 그래픽 시스템의 경우, 3개월 SST/ENSO 예측자료는 기존 그래픽 시스템과 동일한 폴더 구조로 생산되고 있으며, 6개월의 경우에는 3개월과는 달리 별도의 저장 경로로 생산되고 있었다. 실행스크립트는 Bash shell과 NCL 스크립트로 작성되어 있었으며, 예측자료 이미지들의 파일명에는 _Web, _sealand 등과 같은 불필요한 접미사가 붙어 있었다. 그리고 실행 스크립트, 라이브러리 등에 정의된 데이터 입력/출력 경로가 상대 경로가 아닌 절대 경로로 되어 있는 부분들이 있었다.

본 연구에서는 SST/ENSO 시스템을 기 개선된 MME 시스템과 유기적으로 통합하기

위해, 실행 스크립트 파이썬 마이그레이션과 폴더 구조 변경, 3개월과 6개월 예측 및 그래픽 자료를 MME 시스템과 통일된 자료 생산 체계 구축 등의 작업을 수행하였다(그림 2.5 (b)). 앞서 제기된 문제점 등을 개선하기 위해 Bash shell과 NCL로 작성된 실행 스크립트는 모두 파이썬으로 교체하였으며, SST/ENSO 예측과 관련된 모듈, 라이브러리, 실행 스크립트, 환경 설정 파일 등은 RUN/ENSO 폴더로 이전하여 기존 시스템과 통일성을 유지하였다(그림 2.6). 그리고 그래픽 관련 라이브러리는 CODE/FIG 경로 아래로 모두 이전하여 일관성 있는 관리가 되도록 개선하였다. 그리고 데이터 입력/출력 경로를 절대 경로에서 모두 상대 경로로 변경하여, 시스템의 이전이 용이하도록 개선하였다.

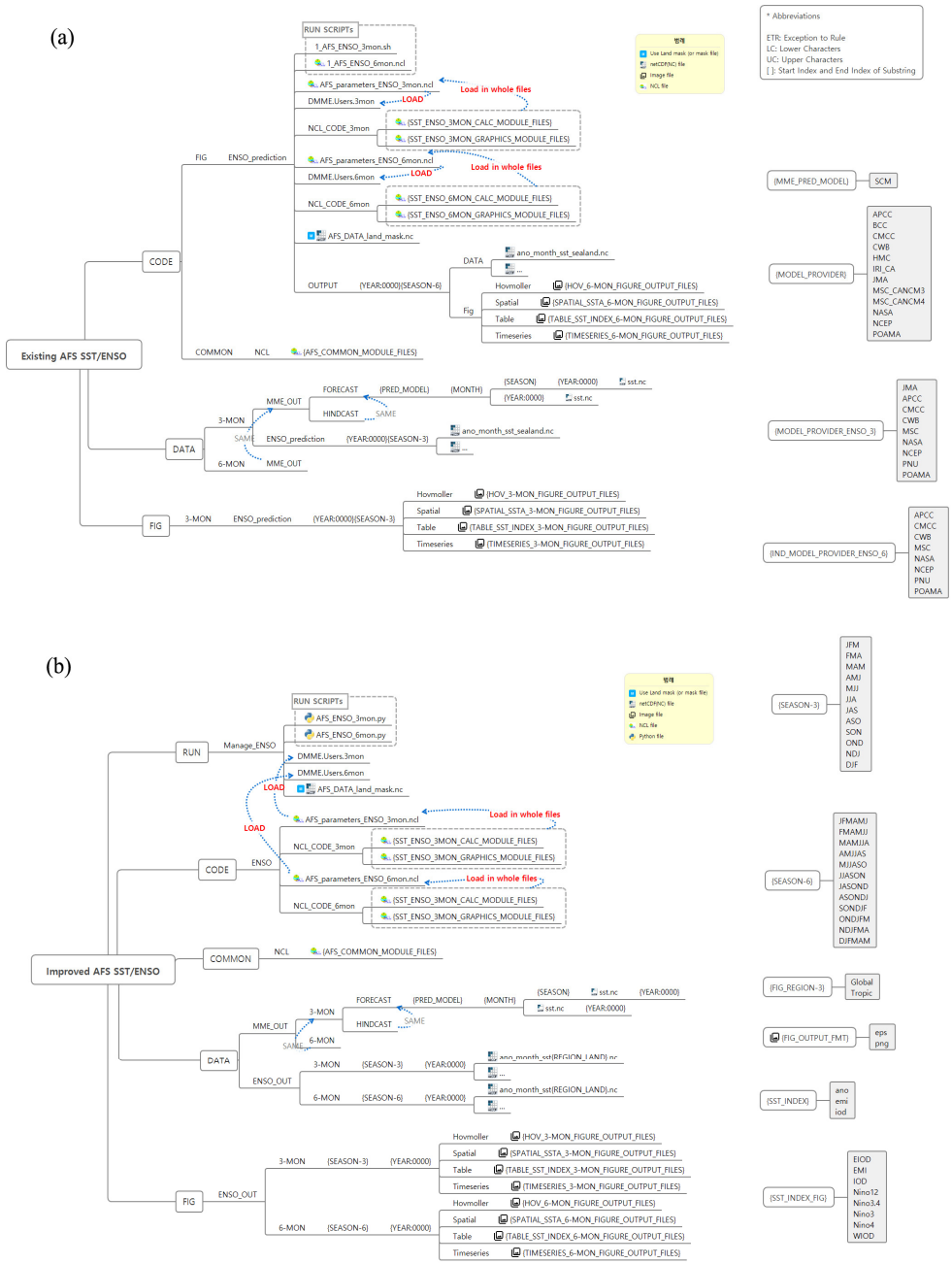
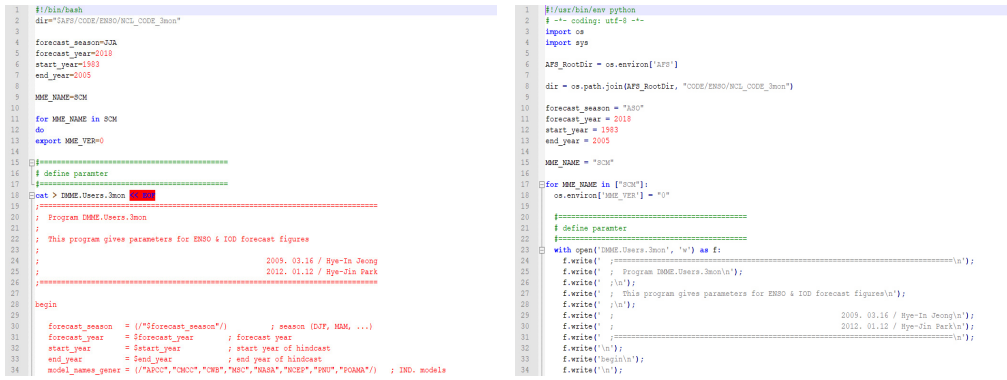


Figure 2.5. Diagram of system structured analysis of (a) existing and (b) improved AFS SST/ENSO system (see appendix 2 and 3 for details).



```
#!/bin/bash
dir="$AFS/CODE/ENSO/NCL_CODE_3mon"

forecast_season=JJA
forecast_year=2018
start_year=1983
end_year=2005

MME_NAME=SCM

for MME_NAME in SCM
do
export MME_VER=0

#=========================================
# define paramter
#=========================================
cat > DMME.Users.3mon << EOF
;=================================================================
;  Program DMME.Users.3mon
;
;  This program gives parameters for ENSO & IOD forecast figures
;                                                  2009. 03.16 / Hye-In Jeong
;                                                  2012. 01.12 / Hye-Jin Park
;=================================================================

begin

   forecast_season   = (/"$forecast_season"/)         ; season (DJF, MAM, ...)
   forecast_year     = $forecast_year       ; forecast year
   start_year        = $start_year          ; start year of hindcast
   end_year          = $end_year            ; end year of hindcast
   model_names_gene = (/"APCC","CMCC","CWB","MSC","NASA","NCEP","PNU","POAMA"/)   ; IND. models
```

(a)

```
#!/usr/bin/env python
# -*- coding: utf-8 -*-
import os
import sys

AFS_RootDir = os.environ['AFS']

dir = os.path.join(AFS_RootDir, "CODE/ENSO/NCL_CODE_3mon")

forecast_season = "ASO"
forecast_year = 2018
start_year = 1983
end_year = 2005

MME_NAME = "SCM"

for MME_NAME in ["SCM"]:
  os.environ['MME_VER'] = "0"

  #=========================================
  # define paramter
  #=========================================
  with open('DMME.Users.3mon', 'w') as f:
    f.write('  ;=================================================================\n');
    f.write('  ;  Program DMME.Users.3mon\n');
    f.write('  ;\n');
    f.write('  ;  This program gives parameters for ENSO & IOD forecast figures\n');
    f.write('  ;\n');
    f.write('  ;                                                  2009. 03.16 / Hye-In Jeong\n');
    f.write('  ;                                                  2012. 01.12 / Hye-Jin Park\n');
    f.write('  ;=================================================================\n');
    f.write('\n');
    f.write('begin\n');
    f.write('\n');
```

(b)

Figure 2.6. (Example: AFS_ENSO_3mon) Migration result from (a) an existing Ruby-based run script to (b) a Python-based run script.

Table 2.5. Running time of AFS SST/ENSO graphic system.

Graphic module			3-MON	6-MON
MME timeseries	JOB #1	ENSO	00:42.1	00:33.5
	JOB #2	EMI	00:07.5	00:06.2
	JOB #3	IOD	00:06.7	00:06.1
		Total	**00:56.4**	**00:45.8**
IND Model timeseries	JOB #4	ENSO	16:54.6	13:17.5
	JOB #5	EMI	00:09.8	02:06.3
	JOB #6	IOD	00:09.4	02:02.7
		Total	**17:13.8**	**17:26.5**
Spatial distribution	JOB #7	ANO	00:26.4	00:14.3
		Total	**00:26.4**	**00:14.3**
Hovmoller graphics	JOB #8	Hov_OBS	00:07.3	00:07.2
		Total	**00:07.3**	**00:07.2**
Table	JOB #9	ENSO	00:04.4	00:05.2
	JOB #10	EMI	00:08.8	00:05:4
	JOB #11	IOD	00:13.2	00:05.3
		Total	**00:13.2**	**00:15.9**
Total			**18:57.1**	**18:49.7**

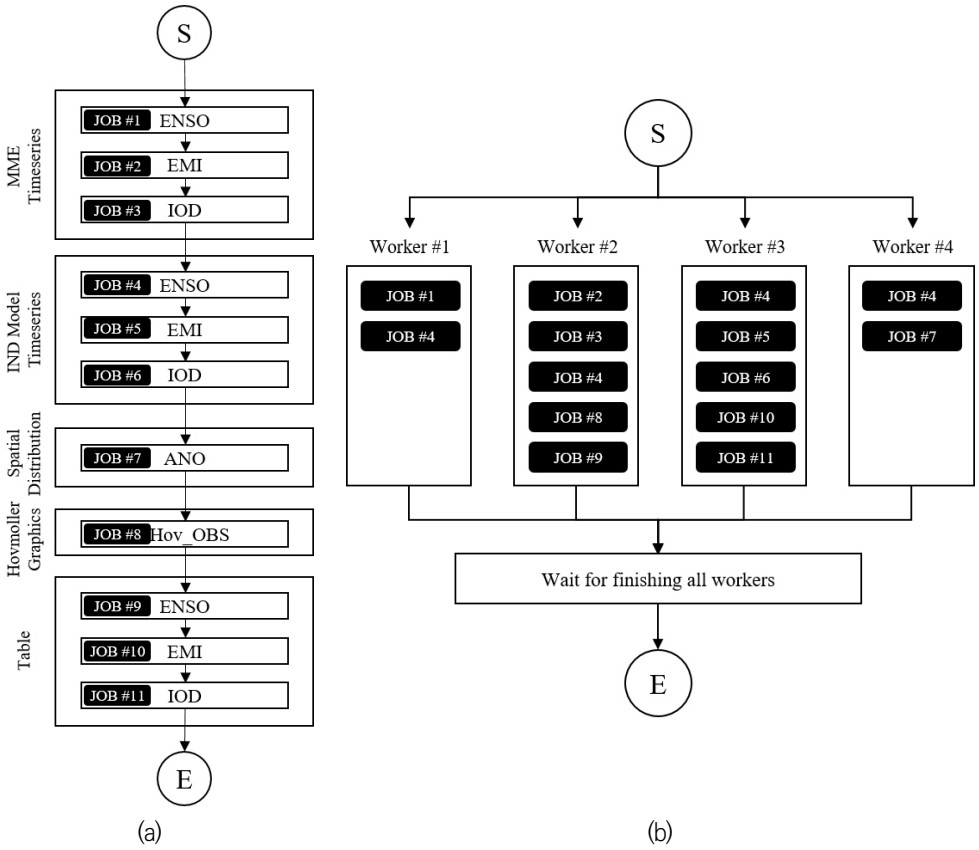


Figure 2.7. Graphic processing approaches of AFS SST/ENSO system: (a) serial model (b) parallel model.

AFS SST/ENSO 그래픽 시스템은 MME timesereis, IND model timeseries, Spatial distribution, Hovmoller graphics, Table 등 총 5개의 파트에 총 11개의 개별 작업으로 구성되어 있다. 3개월과 6개월 예측자료의 작업 별 실행시간을 측정하면 파트별로 3개월은 56.4초, 17분 13.8초, 26.4초, 7.3초, 13.2초, 6개월은 45.8초, 17분 26.5초, 14.3초, 7.2초, 15.9초 소요된다(표 2.5). 총 실행시간은 3개월의 경우 18분 57.1초, 6개월의 경우 18분 49.7초로 두 경우 모두 비슷한 시간을 보였다. 측정된 시간을 보았을 때, 두 번째 파트(IND Model timeseries)에서 ENSO의 실행시간이 전체의 약 90%를 차지할 정도로 많이 소요됨을 알수 있다. 특히, ENSO가 많이 소요되었고, EMI와 IOD는 3개월과 6개월에서 다소 상이한 결과를 보인다. 측정된 시간을 바탕으로 병렬화에 적합한 방법을 선택하고 성능(실행시간)을 개선하는 작업을 수행하였다.

병렬화는 측정된 시간에 따라 적절하게 각 Worker(CPU core)에 개별 작업을 분해(decomposition)하여 할당하는 방법을 이용하였다. 그러나 작업 4의 병렬화는 내부 프로세스의 병렬화를 이용하여 Worker에 작업을 할당하는 방법을 이용하였다. 작업 4의 경우에는 SST/ENSO 예측에 사용된 개별 모델을 그리는 작업으로, 개별 모델의 수를 Worker 수로 나누고 해당 Woker에 할당된 개별 모델을 처리하도록 하였다.

Table 2.6. Running time of parallel model of AFS SST/ENSO graphic system.

Graphic module	3-MON		6-MON	
Worker #1	JOB #1	00:43.4	JOB #1	00:41.0
			JOB #4	01:36.8
	JOB #4	01:45.8	JOB #5	02:27.6
			JOB #9	00:05.2
		02:29.2		**04:50.6**
Worker #2	JOB #2	00:07.5	JOB #2	00:07.5
	JOB #3	00:07.4	JOB #3	00:14.8
	JOB #4	06:03.7	JOB #4	05:04.8
	JOB #8	00:07.2	JOB #8	05:11.8
	JOB #9	00:04.5		
		06:30.4		**05:11.8**
Worker #3	JOB #4	02:36.2	JOB #4	02:09.3
	JOB #5	00:10.5	JOB #5	02:22.4
	JOB #6	00:10.5	JOB #6	00:05.2
	JOB #10	00:04.5	JOB #10	00:05.1
	JOB #11	00:04.5		
		03:06.3		**04:42.0**
Worker #4	JOB #4	04:54.9	JOB #4	03:43.1
	JOB #7	00:26.6	JOB #7	00:18.1
		05:21.5		**04:01.1**
Total Running Time		**06:30.4**		**05:11.8**

4개의 CPU로 SST/ENSO 그래픽 시스템을 병렬화한 결과(표 2.6), 3개월은 총 18분 57.1초에서 6분 30.4초, 6개월은 18분 49.7초에서 5분 11.8초로 각 약 2.9배, 약 3.6배로 성능이 개선되었다. 3개월의 경우 Worker별 실행시간을 보면, Worker 2와 4가 다른 Worker 1과 3보다 약 2배 이상 소요되는 것을 알수 있다. 이는 SST/ENSO 예측에 사용

된 개별 모델을 처리하는데 있어, Worker 2와 4에 할당된 모델이 Worker 1과 3에 할당된 모델보다 처리하는데 더 시간이 소요되었기 때문이다. 반면, 6개월의 경우에는 3개월과 비슷하였지만, 작업 5와 9을 Worker 1에 할당함으로써 전체 실행시간은 3개월보다 다소 좋은 성능을 보였다.

개별 모델에 따라 처리 시간이 다르지만, SST/ENSO 그래픽 시스템의 병렬화를 통해 처리시간에 따른 성능 개선이 가능함을 알 수 있었으며, SST/ENSO 그래픽 시스템의 병렬화 과정을 AFS 시스템 내 다른 시스템에 적용하면 예측시간의 단축면에서 충분한 성능 개선의 효과를 볼 수 있을 것으로 기대된다.

2.2.2 MME 그래픽 시스템 개선

AFS MME 예측시스템은 2017년 AFS 예측시스템 개선 사업을 통해 최신 컴퓨팅 환경으로의 시스템 마이그레이션과 전반적인 구조개선 작업을 수행하였다. 본 연구에서는 AFS MME 예측시스템에서 생산된 MME 자료의 시각화(visualization)를 담당하는 MME 그래픽 시스템 또한 개선하였다. 기존 MME 그래픽 시스템을 분석하고, 문제점 진단 및 시스템 구조, 스크립트 변환, 소스코드 정리 등 개선된 AFS 시스템의 환경에서 MME 시스템으로 통합하는 개선 작업을 먼저 수행하였다. 기존 MME 그래픽 시스템은 실행 스크립트를 기존 MME 시스템과 동일한 루비(Ruby)로 작성되었으며, 스크립트에 필요한 모듈도 기존 시스템과 동일한 위치의 라이브러리 파일을 사용하였다(그림 2.8 (a)). 시각화에 필요한 데이터는 MME 예측에 사용된 개별 모델과 MME 예측 모델에서 생산되어 DATA 경로에 저장된 예측자료를 이용하였다. 그리고 시각화 결과 이미지들은 FIG 경로 아래에 해당 자료에 맞게 폴더를 생성하고 전 지구뿐만 아니라 주요 지역 또는 국가들을 중심으로 이미지 파일이 생성되도록 하였다.

기존 시스템에서 사용 중인 루비로 작성된 실행 스크립트를 개발 시스템과 동일한 파이썬(Python)으로 변환, 시각화 이미지 저장경로 변경, MME 그래픽 시스템을 위한 별도 라이브러리 작성 등을 통해 기 개선된 AFS 시스템과의 통합을 수행하였다(그림 2.8 (b))[3].

3) 기존 및 개선된 AFS MME 그래픽 시스템의 자세한 구조는 Appendix 4와 5을 참조

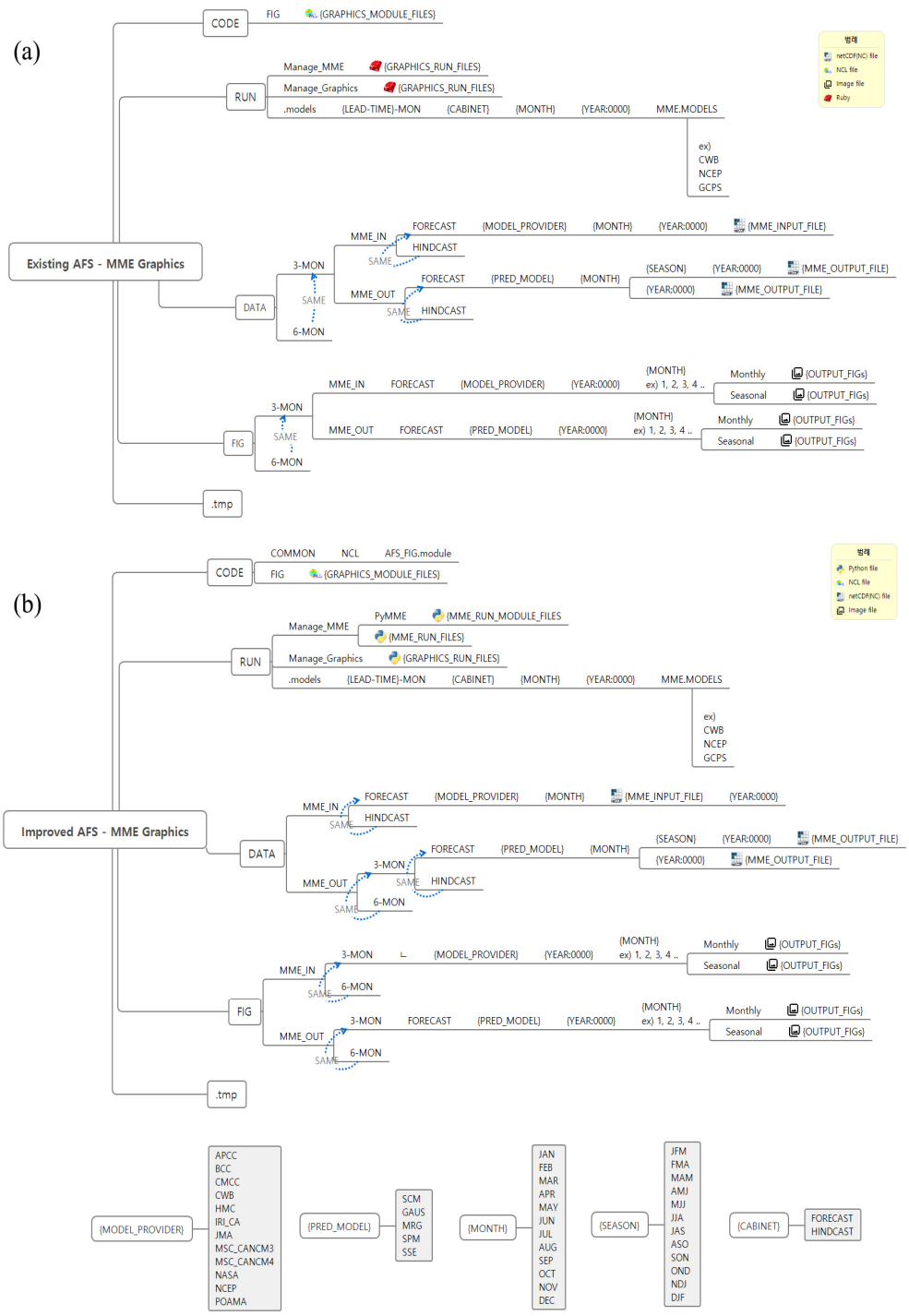
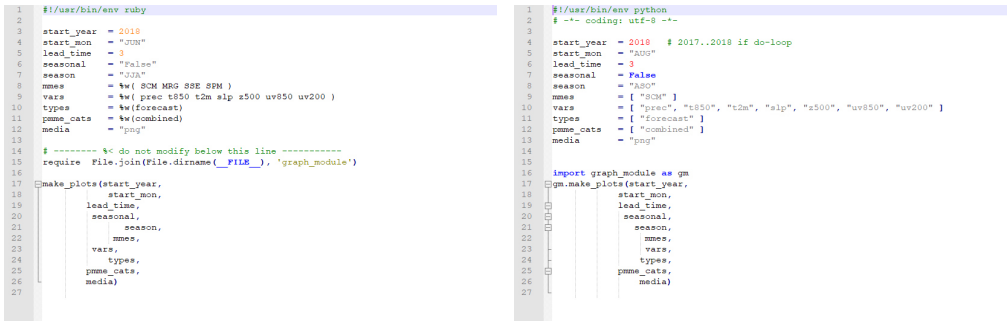


Figure 2.8. Diagram of system structured analysis of (a) existing and (b) improved AFS MME graphics system (see appendix 4 and 5 for details).

루비로 작성된 실행 스크립트의 파이썬으로 개선은 기존 메인 스크립트와 모듈 스크립트 구성을 유지하면서 기 개선된 MME 예측시스템과 동일한 시스템 구조에서 실행될 수 있도록 부분적으로 개선하였다(그림 2.9, 2.10).



(a) (b)

Figure 2.9. (Example: mme_graphics_3months) Migration result from (a) an existing Ruby-based run script to (b) a Python-based run script.

(a) (b)

Figure 2.10. (Example: graph_module) Migration result from (a) an existing Ruby-based module to (b) a Python-based module.

시각화 이미지 저장경로는 기 개선된 MME 예측시스템의 DATA/MME_OUT/3(6)-MON의 데이터 OUT 폴더와 동일하게 FIG/MME_IN(OUT)/3(6)-MON 구조로 변경하였다. MME 예측 시스템의 입력 자료가 저장된 DATA/MME_IN 폴더는 원본데이터를 LEAD TIME 별로 분리하여 저장함으로써 불필요한 스토리지 낭비를 가져 오는 문제가 있었다. 이러한 문제를 해결하기 위해 입력자료의 LEAD-TIME을 제거하고 단일

파일로 저장/관리하도록 개선되었다. 그러나 MME 그래픽 시스템의 경우에는 3/6개월 이미지를 생산하기 때문에 FIG/MME_IN의 경우에도 FIG/MME_OUT와 동일하게 LEAD TIME 별로 저장하도록 개선하였다.

그리고 MME 그래픽 시스템에서 사용되는 함수들이 MME 시스템에서 사용하는 test.module, AFS_Initializer 등의 라이브러리와 공용으로 사용함으로써 소스코드의 가독성과 이식성을 떨어트리는 문제가 있었다. 그래서 그래픽 시스템에서만 사용되는 함수를 AFS_그림module 파일을 작성하고 해당 함수들을 정의하였다(Appendix 5).

2.2.3 검증 및 효율성 진단

개선된 SST/ENSO 예측시스템을 통하여 생산된 SST와 이에 기반한 ENSO 지수에 대해 현업 시스템 간의 비교·검증을 수행하였다. 앞서 2.1.1절에서 수행한 검증 사례와 유사하게 두 시스템 간 SCM 모델에 의해 예측된 2018년 8월 3개월 SST와 동일 계절에 대한 과거(1983-2005년) 예측 SST에 대하여 시·공간적 상관관계와 오차(RMSE)를 분석하였다. 두 시스템에서 예측된 SST 간의 공간적 상관계수와 RMSE는 모든 경우에 대해 각각 1과 0으로 나타나면서, 앞서 타 변수에 대한 MME 예측 검증 결과와 같이 두 시스템의 자료가 서로 공간적으로 동일함을 확인 할 수 있다(표 2.7). 또한 과거 예측 기간 동안의 시간 상관관계와 RMSE를 분석한 결과에서도 모든 격자에 대해 동일한 결과를 보였으며(그림 2.11), 결론적으로 두 시스템의 산출물이 시공간적으로 서로 일치하는 자료임을 확인하였다.

Table 2.7. ACCs and spatial RMSEs between existing system and improved system for SST of 3-month SCM real-time forecast.

	LT1	LT2	LT3	Mean
ACC	1.00	1.00	1.00	1.00
RMSE	0.00	0.00	0.00	0.00

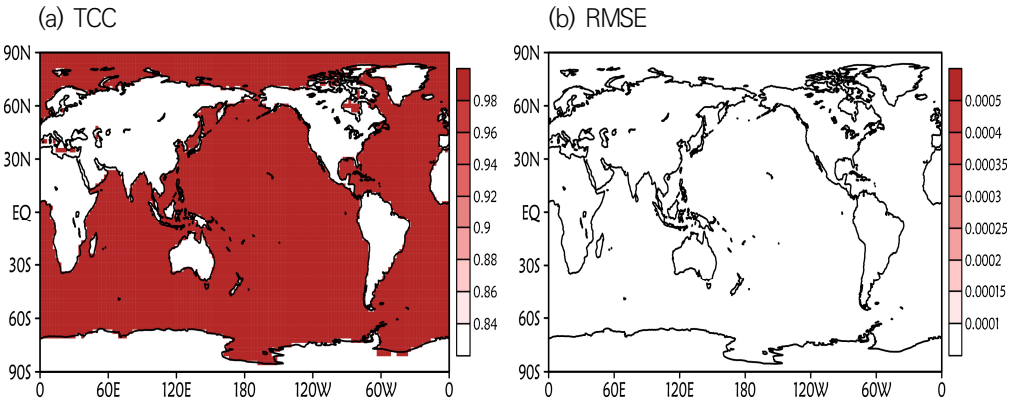


Figure 2.11. Distribution of temporal (a) correlations and (b) RMSEs between existing system and improved system for SST of SCM hindcast (1983-2005).

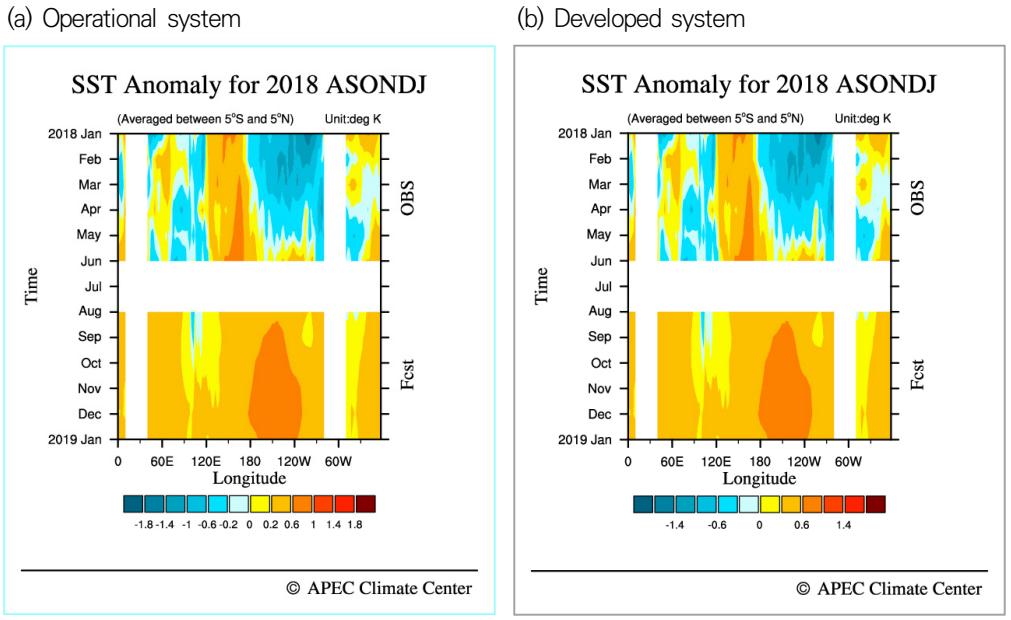


Figure 2.12. Comparison of (a) existing system and (b) improved system for Hovmoller diagram.

SST 변수의 산출과 함께 계산되는 관련 지수(Nino1.2, Nino3, Nino3.4, Nino4, IOD, EMI)들에 대해서도 두 시스템 간 비교를 수행하였다. 그림 2.12는 두 시스템에서 산출된 적도 지방 SST에 대한 시·공간적 변화를 나타낸 그림(Hovmoller diagram)으로, 두 시스템의 그림은 동일한 패턴을 보이고 있으며, 이를 포함한 다른 SST 관련 지수들에 대해서도 절대적 차이를 분석한 결과, 모든 지수값들이 전부 서로 일치하는 것으로 나타났다. 이는 SST/ENSO 예측시스템의 병렬화 프로세스와 소스코드의 개선 과정이 안정적으로 수행되었음을 의미한다.

또한 MME 그래픽 시스템 개선 작업을 통하여 기존 현업 시스템과 동일한 그림 결과를 표출함은 물론 MME 예측 시스템과 같은 자동 수행 프로그램을 적용하여 그래픽 표출 작업에 소요되는 작업 횟수를 단축하였다. 표 2.8과 같이 기존의 그래픽 시스템은 두 가지 프로그램으로 구성되어 있으며, 3개월과 6개월, 월별과 계절별, Forecast와 Hindcast, 그리고 4개의 세부지역그룹으로 나누어 작업을 수행하기 때문에 총 22회의 비교적 많은 작업 과정을 거치지만 개선된 그래픽 시스템은 하나의 자동 프로그램을 통해 총 2회의 작업만으로 수행이 가능해지면서 20회(약 90.9%)의 작업 횟수를 줄이는 효과를 보인다. 그래픽 표출 작업은 전체 AFS 예측 시스템 작업 과정 중 가장 오랜 시간이 소요되는 작업 중 하나로써 이러한 그래픽 시스템의 개선을 통하여 보다 효율적으로 해당 작업을 수행할 수 있게 되었다.

Table 2.8. Comparison of graphic system work processes.

	현 AFS 시스템			개선된 AFS 시스템	
단계	순번	프로그램 및 소스코드	작업 내용	순번	프로그램 및 소스코드
기상청간 예보토의를 위한 MME 예측자료 그래픽 표출	1~11	mme_graphics_3months.rb mme_graphics_6months.rb	MME 예측 자료 그래픽 표출 - 3-month / 6-month - monthly / seasonal - forecast / hindcast - 4 sub-regions	1	run_mme_graphics
APCC 최종(공식) MME 예측자료 그래픽 표출	12~22	mme_graphics_3months.rb mme_graphics_6months.rb	MME 예측 자료 그래픽 표출 - 3-month / 6-month - monthly / seasonal - forecast / hindcast - 4 sub-regions	2	run_mme_graphics

2.3 요약

기 개선된 APCC 기후예측시스템(MME 예측시스템)에 차후에 독립적으로 개발된 예측시스템(SST/ENSO 예측시스템, 검증시스템)을 통합함으로써 보다 안정적이고 효율적인 시스템을 구축하고자 하였으며, 해당년도에는 SST/ENSO 예측시스템, SST/ENSO 및 MME 그래픽 시스템 개선 및 개발 작업을 수행하였다. SST/ENSO 시스템과 그래픽 시스템을 개선하기에 앞서 MME 예측시스템이 현업시스템(32비트 운영체계)에서 개발시스템(64비트 운영체계)으로의 운영환경, 컴파일 환경 등의 변경으로 인해 발생되는 오차에 대한 안전성 평가를 추가로 수행하였다. 안정성 평가는 현업서버와 개발서버 환경에서 MME GAUS 모델 예측결과의 편차를 분석하고 가장 큰 편차가 발생한 지점(lat, lon, level)을 대상으로 계산모듈을 라인단위로 WolframAlpha 서비스에서 계산된 값과의 비교를 통해 수행하였다. 비교 결과, double 자료형과 double 형 변환 연산자를 이용한 계산값이 현업시스템 보다 정확한 결과를 보였다. 그러나 모든 계산 모듈을 double 자료형으로 변환하는 과정보다는 double 형 변환 연산자를 이용하여 부분적으로 개선하는 것이 소스코드 수정, 계산 시간 등을 고려했을 때 효과적일 것으로 판단된다.

SST/ENSO 예측 및 그래픽 시스템과 MME 그래픽 시스템을 기 개선된 MME 예측시스템과의 통합을 통해 AFS 시스템 아래에서 효율적인 운영이 가능하도록 Bash, NCL, Ruby로 작성된 실행 스크립트의 파이썬 언어로의 통일, 폴더(데이터 입출력, 그래프 출력 등) 구조개선 등 시스템이 유기적으로 통합이 될 수 있도록 시스템을 분석하고 개선하였다. 또한, 분석된 자료를 바탕으로 SST/ENSO 그래픽 시스템의 병렬화를 통해 성능(실행시간)을 개선하였다. 병렬화는 MME timesereis, IND model timeseries, Hovmoller graphics, Table 등 총 4개의 파트에 총 11개의 개별 작업으로 구성된 시스템의 작업별 시간을 측정하고, 이를 병렬화에 사용된 CPU의 수로 계산 시간별로 적절하게 작업을 분해(decomposition)하였고, 분해가 불가능한 작업은 작업 내 계산과정의 개선을 통해 수행하였다.

개선된 MME 예측 시스템은 기존 현업 시스템과 시·공간적으로 동일한 자료를 산출하는 것으로 확인되었으며, 이는 해당 개선 과정이 안정적으로 수행되었음을 의미한다. 또한 MME 자동 수행 프로그램을 적용함으로써 기존 현업 시스템의 작업 과정에 비해 작업

횟수 면에서 약 89%의 단축 효과를 보였다. 개선된 SST/ENSO 예측 시스템의 시·공간적 비교검증을 통하여 기존 현업 시스템의 결과값을 유지한 채 소스코드의 개선 및 병렬화 프로세스의 적용이 안정적으로 반영되었음을 확인 할 수 있었다. 또한 그래픽 시스템 개선 작업으로 보다 가벼운 프로세스를 통하여 동일한 품질의 그림 자료를 단시간에 산출할 수 있게 되었으며, 자동 수행 프로그램을 적용하여 비교적 작업 시간이 오래 소요되는 그래픽 작업에 대해 약 91%의 작업 효율을 증대시키는 효과를 보였다.

3. 동아시아 겨울몬순 강도 예측 시스템 구축

3.1 동아시아 겨울몬순 강도 예측 기술 개발

3.1.1 개요

동아시아 겨울철 기후는 동아시아 겨울몬순(East Asian Winter Monsoon, EAWM)의 영향으로 강한 경년 변동을 가지며, 이는 우리나라를 비롯한 동아시아 지역의 겨울철 기온 예측에 큰 영향을 미친다. APCC 개별모델/MME 계절 예측력은 다른 지역에 비해 동아시아 지역에서 상대적으로 낮게 나타나며, 특히 겨울철 기온 예측성이 현저히 떨어지는 특징이 있다(그림 3.1). APCC 실시간 계절 예측 자료에서 동아시아 겨울철 기온의 예측 스킬은 동아시아 영역 평균한 온도 아노말리와 뚜렷한 양의 상관을 가지며, 특히 추운 겨울해에 예측성이 매우 낮게 나타난다. 이는 대부분의 역학 모형들이 지구 온난화 트렌드를 과하게 모의하는 반면, 동아시아 겨울 몬순에 의한 겨울철 극한 기후 위상을 모의하지 못하기 때문이다(Shin, 2018; Shin and Moon, 2018).

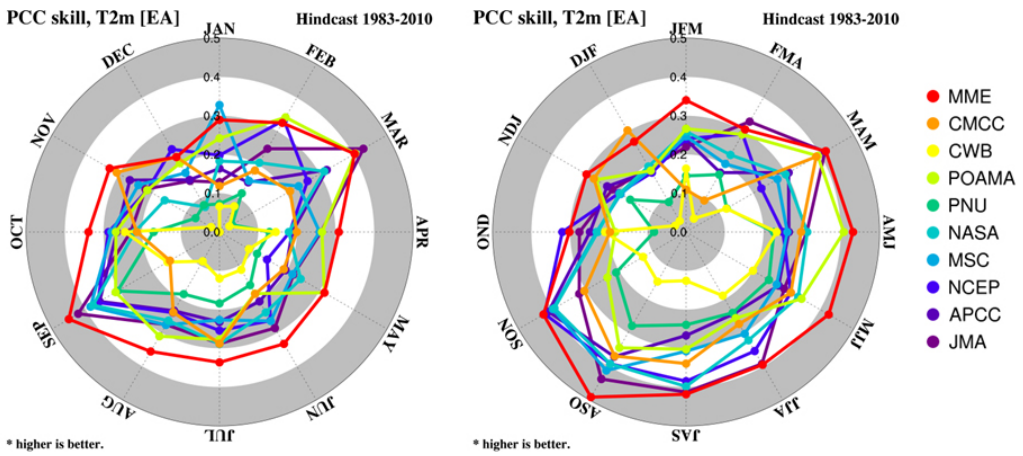


Figure 3.1. Anomaly pattern correlation coefficients (ACC) of 2-meter temperature over East Asia from nine individual models and MME for each month and season during the period 1983-2010 at lead times of 1 month.

동아시아 겨울철 계절 예측성 향상을 위한 방안으로 2017년에 '동아시아 겨울몬순 예측기술 개발'과제가 수행된 바 있다(민영미 등, 2017). 이를 통해 APCC 계절예측시스템에서 활용 가능한 EAWM의 역학-통계 하이브리드 예측 모형을 개발하였으며, 보다 향상된 겨울철 계절 예측 정보가 제공됨을 제시하였다. 본 과제에서는 기 개발된 동아시아 겨울몬순 강도 예측 시스템을 구축하고, 이를 통해 지역별 계절예측 정보의 향상에 기여하고자 하였다.

3.1.2 역학-통계 하이브리드 예측 방법

동아시가 겨울몬순 강도 예측을 위한 역학-통계 하이브리드 모델의 도식도는 다음과 같다(그림 3.2).

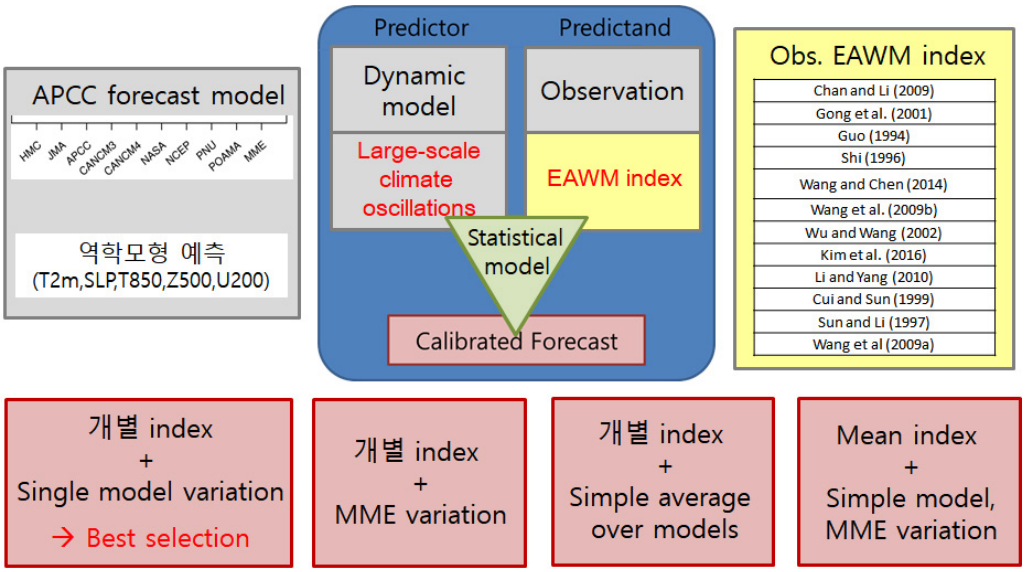


Figure 3.2. Schematic diagram illustrating the dynamic-statistical hybrid EAWM prediction system.

관측된 겨울 몬순 지수와 역학 모형으로부터 예측된 대규모 변수들 간의 물리적 관계를 기반으로 각 변수에 대해 다른 영역을 가지는 예측인자들이 선정되었다. APCC MME로부터 생산된 예측인자들의 예측성은 동아시아 겨울몬순의 경년 변화 모의에 영향을 미치며 hybrid 예측 성능과도 직접 연결된다. 따라서 예측 인자의 영역이 관측과 APCC

MME 예측에서 일관적으로 유의한 영역임을 확인하였다. 다중 회귀식에서 많은 잠재 인자의 사용은 overfitting 문제를 야기시키기 때문에 꼭 높은 예측성을 제공하지는 않는다. 또한 잠재 예측 인자들은 실제로 동아시아 겨울몬순과 관련된 대규모 순환 변화를 통해 서로 상호 관련되고 의존적일 수 있다. 따라서 본 연구에서는 포워드 선택 방법을 이용하여 잠재적인 예측 변수로부터 최적의 예측 인자를 선택하였다. 역학-통계 하이브리드 모형 구축을 위해 최종적으로 T2m과 SLP가 예측인자로 선택되었다(그림 3.3). leave-one-out 교차 유효성 검사 기법을 적용하여 매년 다른 다중 회귀계수를 계산함으로써 역학-통계 하이브리드 모형을 구축하였다.

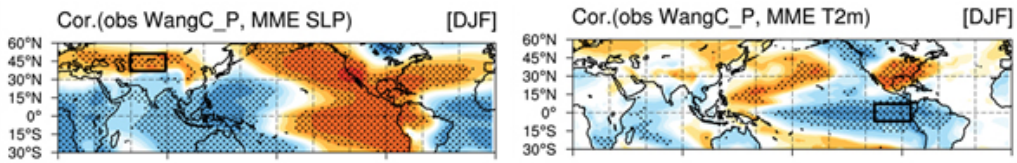


Figure 3.3. Correlations of Correlations of observed and APCC MME hindcast DJF T2m and SLP with the observed EAWM index.

본 예측 시스템에서는 MME에서 예측인자를 추출하여 하이브리드 예측을 하는 방법(MME)과 모델별 예측인자를 추출하여 하이브리드 예측한 후 이를 평균하는 방법(Mean) 두 가지가 함께 제시되었다(그림 3.4).

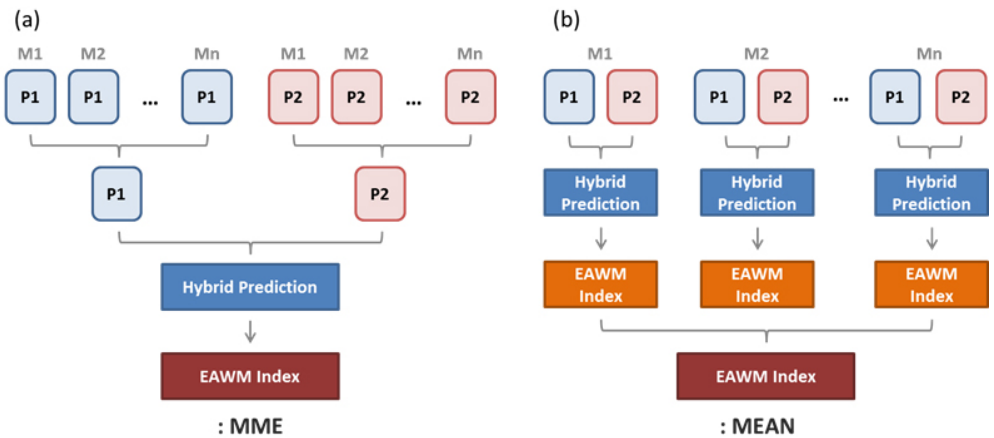


Figure 3.4. Schematic diagram of two hybrid prediction methods.

3.1.3 예측 검증

동아시아 겨울 몬순 강도의 예측성 검증을 위해, 1983년에서 2010년(28년)의 과거예측기간에 대한 하이브리드 예측 모형의 EAWM 예측성을 모형별로 나타내었다(그림 3.5). 개별 막대에 검은 점은 교차 검증을 실시한 상관계수로 HMC를 제외한 모든 모형에서 유의한 예측력을 나타내며, 대부분의 모형에서 역학 모형 보다 우수한 스킬을 보인다. MME_I는 개별 모형으로부터 계산된 EAWM 지수의 평균을 의미하며, 하이브리드를 이용한 MME_I는 MME로부터 계산된 하이브리드 EAWM 지수보다 다소 높은 스킬(0.63)을 나타낸다. 또한 개별 모형의 관점에서 하이브리드 EAWM 예측성은 CANCM4에서 가장 높게 나타난다. 향상된 EAWM의 예측성은 모든 개별 모형에서 일관적으로 유의하게 나타나며, 이는 하이브리드 EAWM 계절 예측 시스템의 잠재 가능성을 제시하는 결과라 하겠다.

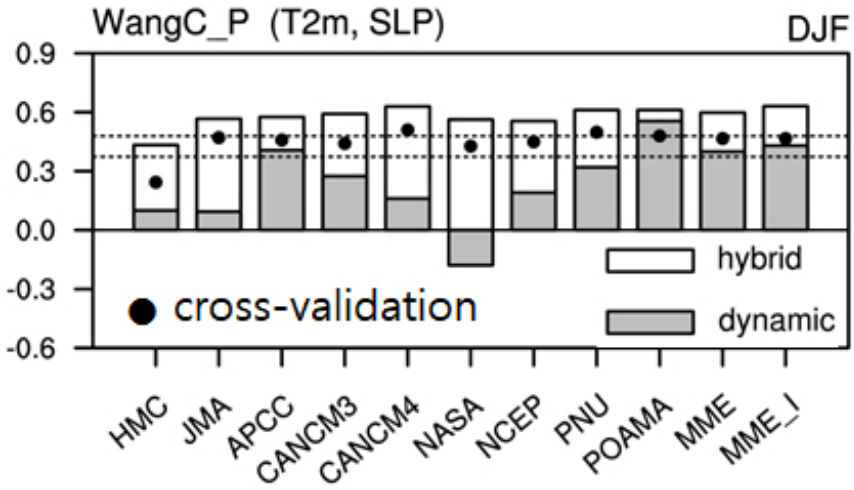


Figure 3.5. Correlations of predicted EAWM indices with 1-month lead time from MME and individual models. Black dots denote the cross-validated correlation coefficients.

하이브리드 예측은 모형 간 편차를 상당히 개선시키며, 대부분의 해에서 동일한 EAWM의 위상을 나타내었다. 향상된 EAWM의 예측성은 모든 개별 모형에서 일관적으로 유의하게 나타났으며, 4개월의 선행 기간을 가지고도 예측성은 유지되었다(그림 3.

6). 이는 하이브리드 EAWM 계절 예측 시스템의 잠재 가능성을 제시하는 결과라 하겠다. 한편, 하이브리드 EAWM 지수는 ENSO와의 원격 상관 관계를 과도하게 모의하는 경향이 있으며, 이는 북쪽 기온 모드를 설명하는 대륙으로부터의 강제력이 모형 내에서 과소평가되기 때문이다. 하이브리드 예측 지수들의 평균을 구한 지수 MME-I는 ONI 지수와 매우 높은 상관을 가지며, 이는 하이브리드 예측력의 소스가 ENSO로부터 기인한 것임을 제시한다.

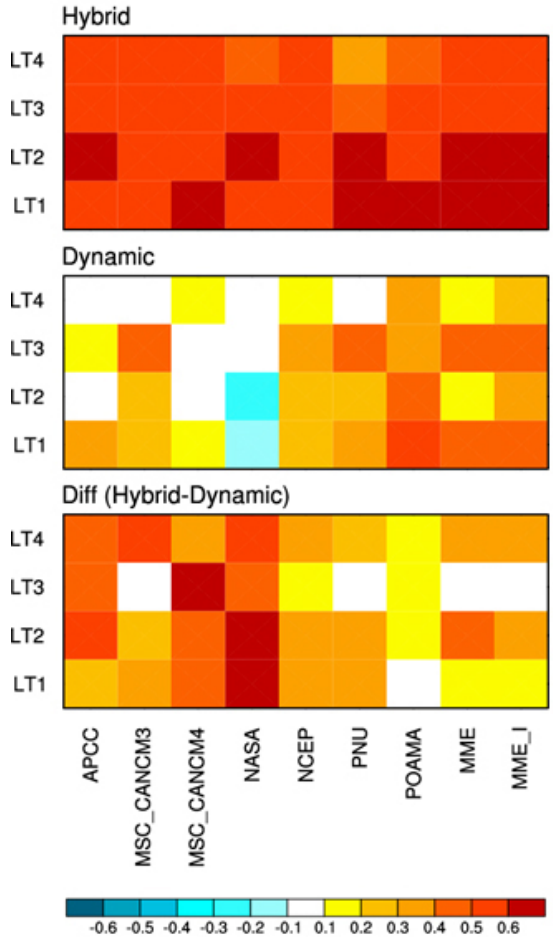


Figure 3.6. Prediction skill of dynamic and hybrid EAWM forecasts with varying forecast lead time and their difference.

3.2 예측 시스템 구축

3.2.1 시스템 구성

겨울몬순 강도 예측 시스템의 구조는 그림 3.7과 같이 4개의 디렉토리, 소스코드 디렉토리(NCL), 실행 코드 디렉토리(SHELL), 입·출력 데이터 디렉토리(DATA), 그림 디렉토리(FIG)로 구성되어 있다.

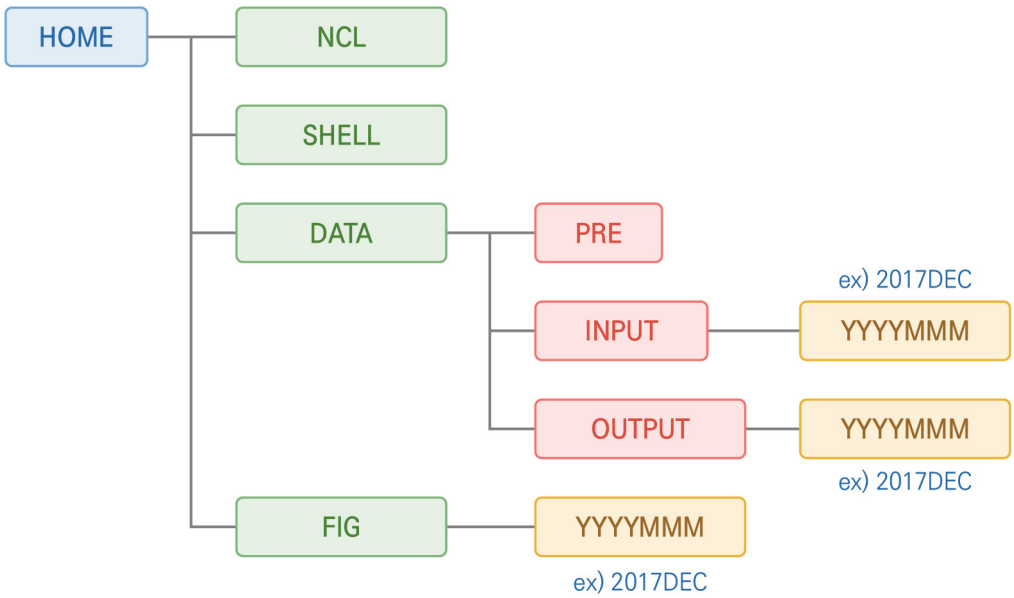


Figure 3.7. The directory structure of the EAWM hybrid prediction system.

각 디렉토리 구성 내용은 다음과 같다

가. 소스코드(NCL version 6.4.0 기반)

❍ ${HOME}/NCL
0-1.update_obs_surface.ncl
0-2.update_obs_pressure.ncl
1. get_model_names.ncl
2-1.seasonal_hindcast_anomaly.ncl

2-2.seasonal_forecast_anomaly.ncl
3-1.merge_hindcast_forecast_individual.ncl
3-2.merge_hindcast_forecast_mme.ncl
4-1.cal_EAWMI_WangC_P_obs.ncl
4-2.cal_EAWMI_WangC_P_individual_mme.ncl
4-3.cal_EAWMI_WangC_P_individual_mean.ncl
5-1.hybrid_prediction_EAWMI.ncl
5-2.hybrid_prediction_EAWMI_individual_mean.ncl
6-1-1.draw_prediction_EAWMI_timeseries.ncl
6-1-2.draw_prediction_EAWMI_reconstruction.ncl
6-1-3.draw_prediction_Kor_t2m.ncl
6-2-1.draw_verify_hindcast_EAWMI_TCC_bar.ncl
6-2-2.draw_verify_hindcast_EAWMI_TCC_table.ncl
EAWMI_Functions.ncl

나. 자동화 수행 쉘스크립트(csh 기반)

❍ ${HOME}/SHELL
Run_EAWM_hybrid.csh: 총괄 쉘 스크립트

다. 입/출력 데이터

❍ ${HOME}/DATA

❍ 관측 자료: ${HOME}/DATA/PRE

❍ 입력 자료: ${HOME}/DATA/INPUT

❍ 결과 자료: ${HOME}/DATA/OUTPUT
- Total 및 anomaly field
${HOME}/DATA/OUTPUT/${YYYY}${MMM}/${SEA}/MODEL/${MODEL}
- 개별모델, MME 및 관측을 이용한 몬순 강도 지수
${HOME}/DATA/OUTPUT/${YYYY}${MMM}/${SEA}/EAWMI/${MODEL}

- 하이브리드 예측 결과
  ${HOME}/OUTPUT/${YYYY}${MMM}/${SEA}/HYBRID/${MODEL}

  ※ ${HOME}: 하이브리드 예측시스템 홈 디렉토리
  ${YYYY}: 자료생산연도(ex. 2018)
  ${MMM}: 자료생산월(ex. DEC)
  ${MODEL}: 개별모델 및 MME

3.2.2 실행 절차 및 방법

가. 흐름도

- ${HOME}/SHELL/Run_EAWM_hybrid.csh

나. 수행방법

1) 하이브리드 예측 시스템 설치

설치를 원하는 디렉토리에 압축파일(EAWMI_Prediction_v1.0.tar)을 복사한 후 해당파일의 압축을 풀어준다.

```
› cp EAWMI_Prediction_v1.2.tar ${HOME}
› cd ${HOME}
› tar -xvf EAWMI_Prediction_v1.2.tar
› ls
DATA   EAWMI_Prediction_v1.2.tar   NCL   SHELL
```

2) 하이브리드 예측 수행

```
› cd ${HOME}/SHELL
› csh Run_EAWM_hybrid.csh
### 1. User Defined ####################
  set NowDate    = `date -u +%Y%m` # (ex. 201708)
  set ObsUpdate = 1 # observation for last year (1:on/0:off)

### 2. Set date ########################
  set AnalYear = `date -d "${NowDate}01 + 1 month" +%Y`
  set AnalMon = `date -d "${NowDate}01 + 1 month" +%b | tr '[a-z]' '[A-Z]'`
  set FcstYear = ${AnalYear}
  set FcstMon = `echo ${AnalMon} | tr '[a-z]' '[A-Z]'`
  set Season   = DJF
  set sHYear   = 1983
  @    eOYear = ${FcstYear} - 1

### 3. Set directories #################
  set DirDATA     = ../DATA
  set DirPRE      = ${DirDATA}/PRE/
  set DirINPUT    = ${DirDATA}/INPUT/
  set DirOUTPUT = ${DirDATA}/OUTPUT/
  set DirNCL      = ../NCL/
  set DirSHELL    = ../SHELL/
  set DirFIG      = ../FIG/

cat › ${DirNCL}/dir_info.ncl <<EOF
  DirPRE      = "${DirPRE}"
  DirINPUT    = "${DirINPUT}"
  DirOUTPUT = "${DirOUTPUT}"
  DirNCL      = "${DirNCL}"
```

```
  DirSHELL    = "${DirSHELL}"
  DirFIG      = "${DirFIG}"
EOF

  echo ${FcstYear} ${FcstMon} > ${DirSHELL}/FcstYearMon

### 4. run Pre-precessing script #########
  cd ${DirNCL}
  set inDir = ${DirPRE}/ERA/POST/
  set inFil = OBS_ERA_${sHYear}${eOYear}_${Season}_t2m.nc
  if ( ! -e ${inDir}/${inFil} ) then
    ncl -Q ${DirNCL}/0-1.update_obs_surface.ncl
    ncl -Q ${DirNCL}/0-2.update_obs_pressure.ncl
  endif

### 5. run Main script ###################
  echo "1 Get model names from SCM forecast file"
  ncl -Q ${DirNCL}/1.get_model_names.ncl

  echo "2 Calculate hindcast anomaly"
  ncl -Q ${DirNCL}/2-1.seasonal_hindcast_anomaly.ncl
  ncl -Q ${DirNCL}/2-2.seasonal_forecast_anomaly.ncl

  echo "3 Merge anomaly"
  ncl -Q ${DirNCL}/3-1.merge_hindcast_forecast_individual.ncl
  ncl -Q ${DirNCL}/3-2.merge_hindcast_forecast_mme.ncl

  echo "4 Calculate EAWMI (Wang and Chen, 2014) for models and obs"
  ncl -Q ${DirNCL}/4-1.cal_EAWMI_WangC_P_obs.ncl
  ncl -Q ${DirNCL}/4-2.cal_EAWMI_WangC_P_individual_mme.ncl
  ncl -Q ${DirNCL}/4-3.cal_EAWMI_WangC_P_individual_mean.ncl

  echo "5 Predict EAWMI using hybrid model"
  ncl -Q ${DirNCL}/5-1.hybrid_prediction_EAWMI.ncl
  ncl -Q ${DirNCL}/5-2.hybrid_prediction_EAWMI_individual_mean.ncl

  echo "6 Draw figures"
  ncl -Q ${DirNCL}/6-1-1.draw_prediction_EAWMI_timeseries.ncl
  ncl -Q ${DirNCL}/6-1-2.draw_prediction_EAWMI_reconstruction.ncl
  ncl -Q ${DirNCL}/6-1-3.draw_prediction_Kor_t2m.ncl
  ncl -Q ${DirNCL}/6-2-1.draw_verify_hindcast_EAWMI_TCC_bar.ncl
  ncl -Q ${DirNCL}/6-2-2.draw_verify_hindcast_EAWMI_TCC_table.ncl

  echo "--- END ---"
```

다. 파라미터

1) 총괄 쉘 스크립트(Run_EAWM_hybrid.csh)

파라미터	설명
NowDate	예측시스템 수행연월(시스템에서 자동 추출)
ObsUpdate	관측자료 업데이트 on/off
AnalYear	예측시작연도
AnalMon	예측시작월
FcstYear	예측시작연도
FcstMon	예측시작월(Character)
DirDATA	자료 디렉토리
DirPRE	ERA-interim 디렉토리(NetCDF)
DirINPUT	하이브리드 예측에 사용되는 중간자료 디렉토리(NetCDF)
DirOUTPUT	하이브리드 예측 결과 디렉토리(NetCDF)
DirNCL	NCL 소스코드 디렉토리
DirSHELL	C-Shell 스크립트 디렉토리
DirFIG	하이브리드 예측 결과 이미지 디렉토리(png)

2) NCL 소스코드 내 공통 파라미터

파라미터	설명
FcstYear	예측연도
FcstMon	예측월
sHYear	Hincast 시작 연도(1983)
eHYear	Hincast 마지막 연도(2010)
sCYear	Common hindcast 시작 연도(1983)
eCYear	Common hindcast 마지막 연도(2005)
sFYear	Forecast 시작 연도(2012)
eFYear	Forecast 마지막 연도(=예측연도)
eOYear	관측 마지막 연도, 지난 해(=예측연도-1)

3.2.3 실행 일정 및 결과

본 예측 시스템은 겨울철(December-January-February, DJF) 평균 예측자료 생산을 목표로 하며, 매년 8월부터 11월까지 APCC MME 시스템의 SCM 예측자료가 생산된

이후에 수행하면 된다. 이 때, 8월부터 10월까지는 6개월(6-MON), 11월에는 3개월(3-MON) 예측자료를 사용한다.

8~10월: /data11/OPER/AFS/DATA/**6-MON**/MME_OUT/FORECAST/SCM/SEP/YYYY

11월: /data11/OPER/AFS/DATA/**3-MON**/MME_OUT/FORECAST/SCM/DEC/YYYY

겨울몬순 강도 예측 시스템의 실행 결과, 하이브리드 예측 강도의 크기가 각 디렉토리에 인덱스 파일과 그림 파일로 생성된다. 예측 컨텐츠로는 몬순 강도의 시계열 그림(그림 3.8)과 이를 이용하여 재구성된 동아시아 영역에서의 대규모 기본 변수들의 예측 필드(그림 3.9)가 주어진다. 또한 예측된 겨울몬순 강도의 TCC 스킬을 bar 차트(그림 3.10)와 Table 차트(그림 3.11) 두 가지 형식으로 검증 컨텐츠를 제공한다.

자료: ${HOME}/DATA/OUTPUT/${YYYY}${MMM}/${SEA}/HYBRID/${MODEL}

그림: ${HOME}/FIG/${YYYY}${MMM}/${SEA}/EAWMI/INDEX/EAWMI_prediction.png
${HOME}/FIG/${YYYY}${MMM}/${SEA}/EAWMI/RECONST/${Var}.png
${HOME}/FIG/${YYYY}${MMM}/${SEA}/VERIFY/TCC/TCC_bar_${SEA}.png
${HOME}/FIG/${YYYY}${MMM}/${SEA}/VERIFY/TCC/TCC_table_${SEA}.png

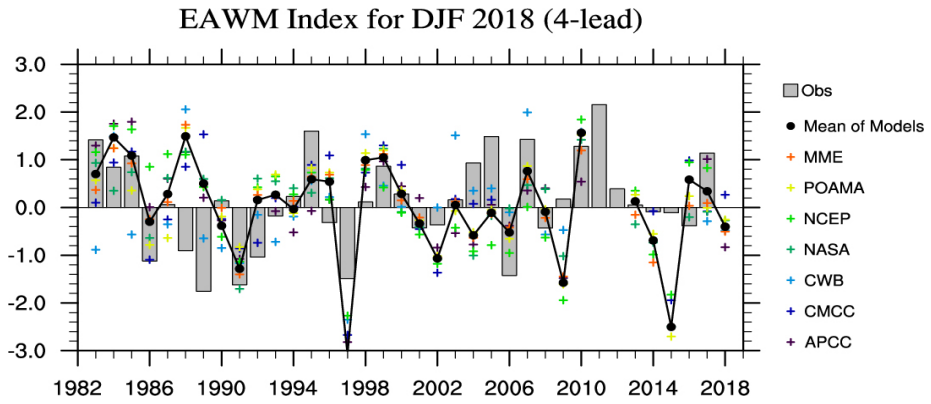


Figure 3.8. Time series of the DJF-mean EAWM indices obtained from observation (gray bar) and dynamic-statistical hybrid forecasts (marked black line) with 4-month lead time.

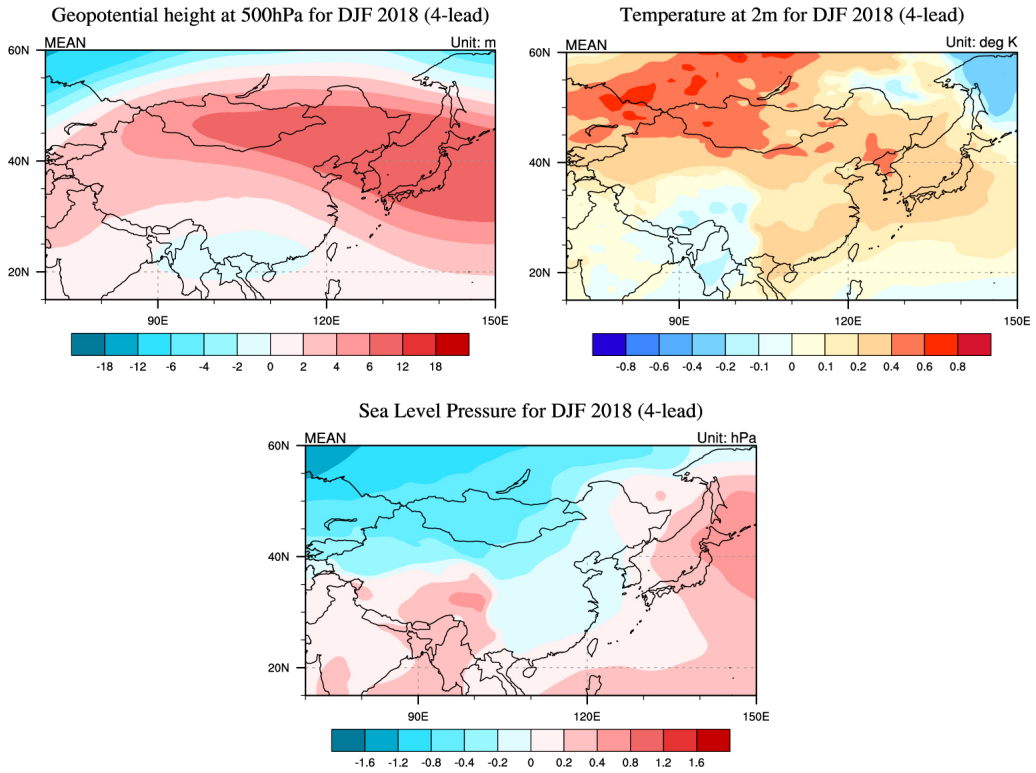


Figure 3.9. Reconstructed T2m, Z500, SLP fields over East Asian region based on the bybrid EAWM index.

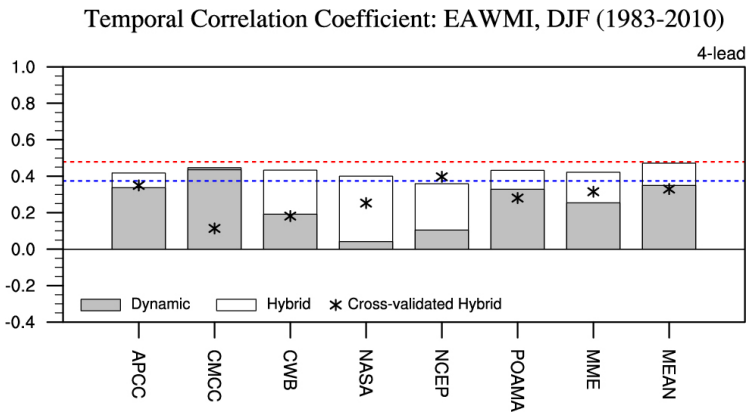


Figure 3.10. Correlations of predicted EAWM indices with 4-month lead time from MME and individual models.

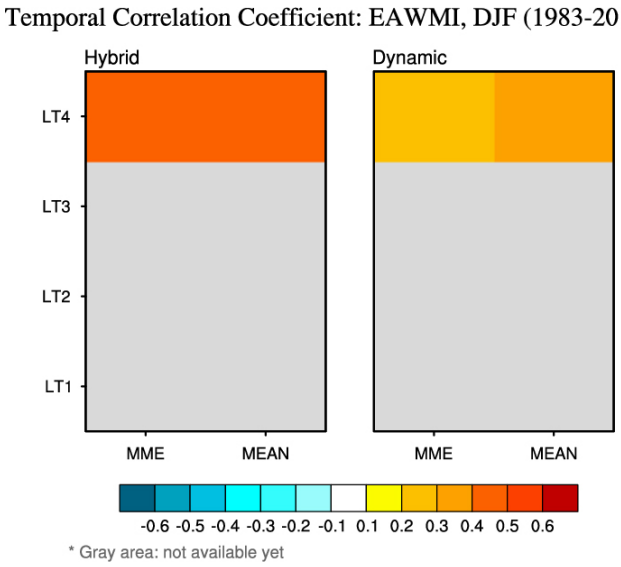


Figure 3.11. Prediction skill of dynamic and hybrid EAWM forecasts with varying forecast lead time and their difference.

3.3 활용 가이던스

2013년부터 2017년까지 총 5년간 겨울철 기온 관측 자료와 11월에 생산된 APCC MME의 기온 및 본 예측시스템으로부터 생산되는 재구성된 두 가지 기온 예측자료(하이브리드 MME 및 Mean)를 비교하여 그림 3.12에 나타내었다. 재구성된 예측 자료는 Hindcast 기간 동안 관측 하이브리드 지수에 선형회귀 된 패턴에 MME 또는 Mean 하이브리드 예측 지수를 곱해주므로 패턴 자체는 같고 아노말리의 강도와 부호만이 다르다. 전체적인 패턴만으로 보면 APCC MME는 대부분의 동아시아 영역에서 5년동안 지속적으로 온난화 경향성이 나타나지만, 하이브리드 예측자료를 이용하면 하이브리드 겨울 몬순 지수에 따라 동아시아 영역에 차가운 온도 패턴이 나타남을 확인할 수 있다.

매 월 중순 개최되는 예보토의에서는 APCC MME에 기반한 남한 기온을 평년보다 높음/비슷/낮음의 3개 카테고리로 결정하는데(그림 3.13), 이에 따라 본 시스템에서 제시하는 재구성된 기온 아노말리를 겨울철 예보토의 참고자료로서의 활용 가능성을 진단해 보고자 한다. 겨울철 남한 기온을 3개 카테고리로 결정하기 위해서 기상청 기후예측과가 발간하는 겨울철 3개월 전망 보도자료 내의 겨울철 월별 평균 기온 및 강수량 평년값과

평년 비슷 범위 기준표(그림 3.14)를 참고하여 겨울철 평균 기온의 평년 비슷 범위를 -0.6~0.6℃로 정했고, 같은 기간 동안 각 관측 및 예측자료의 남한 영역 평균 [34-38N, 126-130E] 값을 추출하여 평년보다 높음/비슷/낮음을 비교하여 표 3.1에 나타내었다. APCC MME의 패턴은 전체적으로 온난화 경향이 있으나, 남한 기온 값만을 추출해 보면 실제로는 온난화 경향은 분석기간 동안에는 없는 것으로 보인다. 또한 지난 5년간 관측의 기온 카테고리와는 다르게 예측했고, 특히 2017년 겨울의 경우 관측된 기온은 평년보다 낮았으나, APCC MME는 평년보다 낮을 것으로 예측하여 관측과는 완전히 반대 시그널을 제시했다. 반면 하이브리드 MME 예측자료는 2013년 기온이 평년보다 높을 것으로 잘 예측하였으나, 나머지 해의 기온은 제대로 예측하지 못하였다. 하이브리드 Mean 예측자료는 2014년에 평년보다 비슷, 2015년에 평년보다 높음 그리고 2017년에 평년보다 낮음 카테고리로 예측하면서 3가지 예측 종류 중 가장 높은 적중률을 보였다. 특히 2017년에는 MME나 하이브리드 MME에서는 예측하지 못했던 cooling 패턴도 잘 보여주었다. 따라서 본 예측시스템으로부터 생산된 하이브리드 Mean 재구성 기온 자료가 겨울철 APCC 예보토의에 좋은 참고자료로 활용될 수 있을 것으로 생각된다. 또한 겨울철 예보토의에 쉽게 참고 할 수 있도록 그림 3.15와 같은 형식의 표가 활용될 수 있을 것이다.

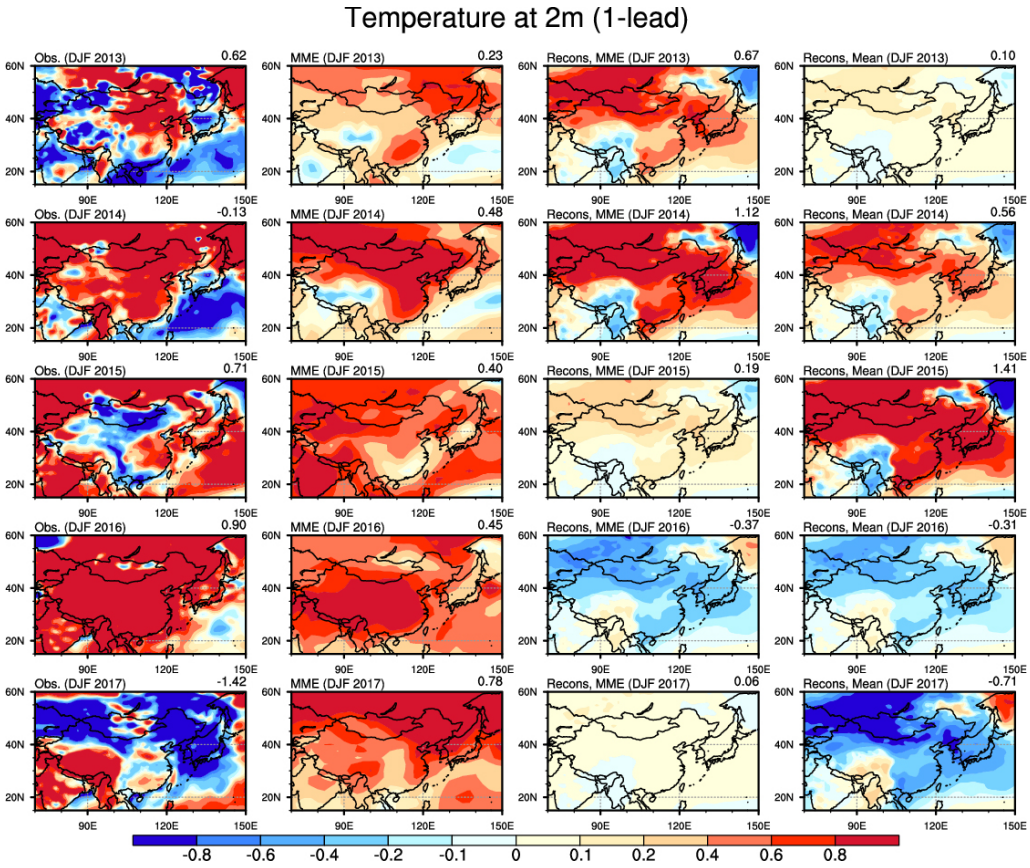


Figure 3.12. Observed and predicted 2m temperature patterns over East Asian region using APCC MME, hybrid MME, and hybrid Mean during DJF 2013-2017.

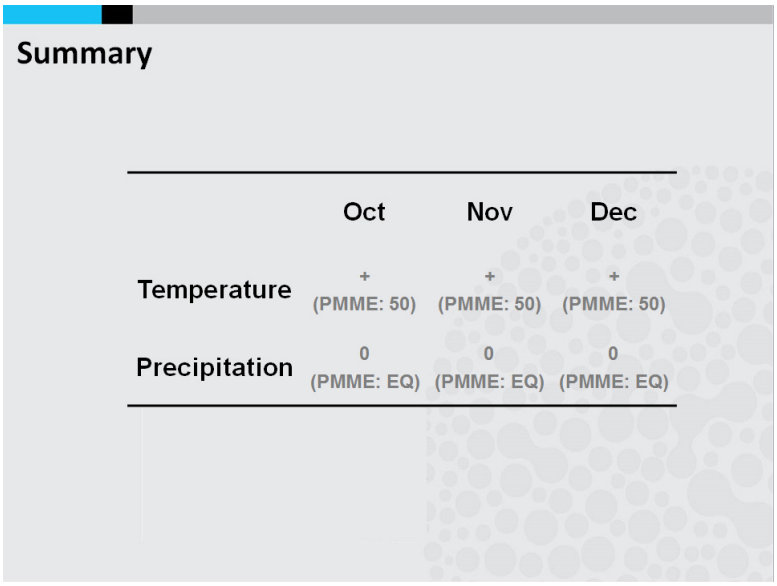


Figure 3.13. An example of APCC outlook of Korean temperature and precipitation for OND 2018.

※ 월별 평균기온 및 강수량 평년값과 평년 비슷 범위 기준표[전국 평균(제주도, 북한제외)]

기간 / 요소	12월		1월		2월	
	평년	평년 비슷 범위	평년	평년 비슷 범위	평년	평년 비슷 범위
평균기온	1.5℃	-0.5 ~ 0.5℃	-1.0℃	-0.6 ~ 0.6℃	1.1℃	-0.7 ~ 0.7℃
강수량	24.5㎜	85 ~ 115%	28.3㎜	80 ~ 120%	35.5㎜	75 ~ 125%

Figure 3.14. Standard table of near-normal range of Korean temperature and precipitation for December, January, and February, respectively.

Temperature at 2m for DJF 2017 (1-lead)

	APCC MME	Hybrid (MME)	Hybrid (Mean)
DJF 2017	0.78	0.06	-1.00

Figure 3.15. An example of table of 1-month forecast for Korean temperature using APCC MME, hybrid MME, and hybrid mean for DJF 2017. Yellow, gray, and sky blue shading denote above-, near-, and below-normal category, respectively.

Table 3.1. Categorical forecasts of 2m temperature for DJF 2013-2017. +, 0 and - denote the above-, near-, and below-normal category, respectively.

	OBS	MME	Hybrid (MME)	Hybrid (Mean)
2013	+	0	+	0
2014	0	+	+	0
2015	+	0	0	+
2016	+	0	0	0
2017	-	+	0	-

4. APCC MME 실시간 예측력 평가

이번 4장에서는 2017년 JFM부터 2017/18년 DJF까지 APEC(Asia-Pacific Economic Cooperation) 기후센터(APEC Climate Center, APCC) 다중모델앙상블(Multi-Model Ensemble, MME) 개별모델 및 MME의 실시간 예측력을 검증하고자 한다. 즉, APCC가 지난 2017년 매월 예측한 3개월 평균(계절) 예측정보가 얼마나 정확한지 객관적으로 평가하고, 개별모델의 특성분석을 통해 APCC MME 예측력의 원인을 파악하고자 한다. 이는 계절 예측정보를 매월 서비스하는 현업기관으로써 APCC 기후예측시스템의 현재 수준 및 한계점 등을 파악하는데 있어서 실시간 예측정보에 대한 자체적인 예측력 평가는 꾸준히 수행되어야 한다는 필요성이 제기되어 지난 2016년 본 과제를 통해 매해 APCC MME 실시간 예측에 대한 평가를 진행하고 있다.

4.1 2017년 연평균 기온 및 강수

APCC 개별모델 및 MME 예측력 평가에 앞서, 2017년 전지구 순환 패턴을 우선 살펴보고자 한다. 미국 국립해양대기청(National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA)에 따르면, 2017년 전지구 연평균 기온은 20세기 평균 대비 +0.84℃(1.51°F)로 1880년 이후 세 번째로 따뜻했던 해로 기록되었다(NOAA, 2018; Table 4.1). 관측 이래 가장 따뜻했던 1위와 2위는 각각 2016년, 2015년으로 모두 2015/16년 겨울철 발생한 아주 강한 엘니뇨의 영향이었던 반면, 2017년은 사실상 열대태평양의 엘니뇨의 영향 없이 가장 따뜻한 해로 기록되었다. 이는 이산화탄소를 포함한 인위적인 온실가스 농도의 증가로 인한 지구 온난화의 영향으로 전 지구 평균기온이 크게 상승한 것으로 세계기상기구(World Meteorological Organization, WMO)는 보고하였다(WMO, 2018).

2017년 연평균 기온은 거의 모든 대륙 및 해양에서 평년보다 높게 나타나고 있으며, 특히 서/중태평양, 서인도양, 남미 남부, 대부분의 북미 및 유라시아 지역에서 평년보다 상당히 높은 기온을 보였다(그림 4.1a). 기온에 비해 강수는 지역적 편차가 크게 나타나면서 극한 강수 및 가뭄이 세계 곳곳에서 발생하였다(그림 4.1b). 2017년 연강수량은 북미 동부, 남미 남부 일부지역, 북유럽 및 유라시아 일부 지역에서 평년보다 많았으며, 브라질

동부, 몽골, 지중해 지역에서 평년보다 적은 강수를 기록하였다. WMO에 따르면 특히 태국은 1월~9월동안 관측 이래 두 번째로 강수가 많았던 반면 이탈리아는 동일 기간 동안 기록적인 가뭄이 나타났다고 보고했다(WMO, 2018).

Table 4.1. Global combined land and ocean annually-averaged temperature rank and anomaly for each of the 10 warmest years on record (from NOAA, 2018).

Rank 1 = Warmest (period: 1880-2017)	Year	Anomaly °C	Anomaly °F
1	2016	0.94	1.69
2	2015	0.90	1.62
3	**2017**	**0.84**	**1.51**
4	2014	0.74	1.33
5	2010	0.70	1.26
6	2013	0.67	1.21
7	2005	0.66	1.19
8	2009	0.64	1.15
9	1998	0.63	1.13
10	2012	0.62	1.12

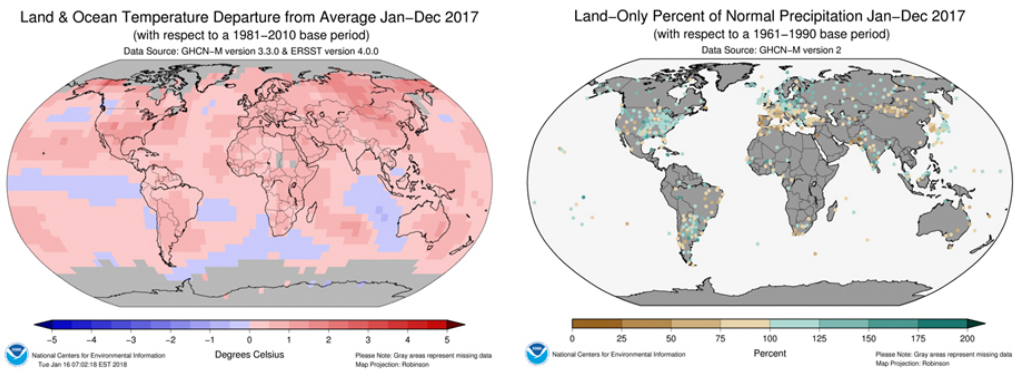


Figure 4.1. Annual mean temperature departure with respect to a 1981-2010 based period (left) and percent of normal precipitation with respect to a 1971-1990 based period (right; from NOAA, 2018).

4.2 2017년 개별모델 및 MME 예측력 평가

4.2.1 해수면 온도 및 ENSO 예측성

APCC 홈페이지를 통해 제공하고 있는 계절 예측정보의 예측성을 살펴보기 위해 해수면 온도(Sea Surface Temperature, SST) 및 Nino 3.4 지수(엘니뇨 감시구역 3.4 지역(5°S-5°N, 170°-120°W) SST 영역 평균 값)에 대해 우선 살펴보았다. 4장에서 나타나는 관측 및 예측정보는 모두 3개월 평균장(계절평균)에 대한 결과이다. 2015년 여름철부터 서태평양에서 강한 서풍편차와 함께 동태평양에서 강한 양의 SST 편차를 보이기 시작하다 그해 겨울 아주 강한 엘니뇨 발달 이후 서태평양에서 동풍편차가 나타나면서 점차 약화되어 약한 라니냐 상태를 보였다(그림 4.2a, 4.3a). 특히, 2017년은 2015/16년 강한 엘니뇨 이후 2번 연속으로 겨울철 약한 라니냐가 나타났다. 이러한 엘니뇨-남방진동(El Niño-Southern Oscillation, ENSO) 변동성 및 850hPa 하층 수평 바람장(U850)을 MME ENSO 예측에 참여하는 개별모델은 1개월 선행시간에서 잘 모의하는 것으로 보인다(그림 4.2b-h, 4.3b-h). 하지만, 2017년 약한 라니냐에 대해서는 CMCC[4], POAMA[5]를 제외한 대부분의 모델은 관측보다 느리게 모의하는 경향을 보이며 이는 2015/16년 강한 엘니뇨 및 2016년 약한 라니냐에 비해 예측력이 다소 떨어지는 것을 확인할 수 있다.

APCC MME는 선행시간 1개월에서 관측에서 나타난 ENSO 변동성(SST 및 U850)을 개별 모델에 비해 상당히 잘 모의하고 있으며(그림 4.4b, g), 특히 2015/16년 강한 엘니뇨와 2016/17년 약한 라니냐의 강도 및 발달 시점을 개별모델에 비해 관측과 유사하게 모의하였다. 하지만 2017/18년 약한 라니냐의 경우, 앞서 개별모델에서 설명한 바와 같이 대부분의 모델들이 SST 및 U850을 관측에 비해 약하게, 느리게 모의하면서 MME 또한 동일한 결과를 보였다. APCC MME는 선행시간이 길어질수록(1개월→4개월) ENSO의 강도는 약하게, 발달 시기는 느리게 모의하는 경향이 있으며(APCC, 2017), 특히 선행시간 4개월에는 2017/18년 라니냐의 패턴(SST 및 U850 음의 편차)을 모의하지는 못하는 것으로 나타났다.

---

4) Centre Euro-Mediterraneo sui Cambiamenti Climatici
5) Predictive Ocean Atmosphere Model for Australia

다음으로 적도태평양 지역(20°S-20°N, 120°E-80°W) 3개월 평균 SST 및 Nino 3.4 지수에 대한 개별모델 및 MME 예측력을 살펴보았다. 첫째, 적도태평양 SST 예측력은 Nino 3.4 지수 강도와 상관성이 높음을 확인할 수 있다(적도태평양 지역 SST MME 예측력과 3개월 평균 Nino 3.4 지수와의 상관도=0.78). 즉, 강한 ENSO 변동성이 있을 경우(예, 2015/16년 강한 엘니뇨 발달 및 소멸시기) 적도태평양 SST 예측력이 높게 나타나고, 중립(예, 2014년) 또는 약한 ENSO 변동성일 경우(예, 2016/17년, 2017/18년 약한 라니냐 시기) 상대적으로 signal-to-noise ratio(SNR)가 작아지면서 예측력이 낮음을 알 수 있다. 이는 ENSO 위상에 따른 SST 예측력을 평가한 기존의 많은 선행연구와 일치하는 결과이다(예, Jin et al., 2008; Larson and Kirtman, 2016; Zheng et al., 2016). 또한 전 기간에 걸쳐 선행시간 1, 4개월 모두 MME가 개별모델에 비해 예측력이 전반적으로 높음을 확인 할 수 있다. 물론, MME에 비해 개별모델의 예측력이 높은 경우가 종종 특정 해/계절에 나타나긴 하지만(예, 2014년 봄~여름철 기간, 2017년 가을) 그때 최고의 예측력을 보여준 모델은 다른 해/계절에는 또 다른 특성을 보이며 일관적이지 못한 예측력을 보이고 있다. 하지만 MME는 전 기간에 대해 전반적으로 안정적이고, 높은 예측력을 보이고 있으며 이것이 바로 MME의 장점이라고 할 수 있다(예, Doblas-Reyes et al., 2005; Hagedorn et al., 2005; Min et al., 2009; Wang et al., 2009; Min et al., 2014). 지난 4년간 평균 예측력을 개별 모델별로 살펴보면, 선행시간 1(4)개월에서는 CMCC, MSC[6], NASA[7](MSC, NASA, POAMA) 모델이 7개 모델 평균 예측력(Mean)보다 높게 나타나며, MME는 선행 시간 1, 4개월에서 각각 개별모델 및 Mean 보다 높은 0.72와 0.68의 상관계수 값을 보였다. 2017년에 대한 예측력을 좀 더 살펴보면, 앞서 설명한 바와 같이 엘니뇨 발달/소멸 시기인 2015~2016년에 비해 개별모델간의 예측력 범위(spread)가 넓게 분포하며, 그 결과 2017년 적도태평양 SST 예측력은 앞선 두 해에 비해 상대적으로 떨어지는 것을 확인할 수 있다.

마지막으로 3개월 평균 Nino 3.4 지수에 대한 예측력을 살펴보면(그림 4.6), 2014~2017년까지 개별모델이 모의한 3개월 평균 Nino 3.4 지수는 관측에서 나타난 변동성을 상당히 잘 따르고 있으며, 관측과의 상관도는 선행시간 1(4)개월에서 0.86~0.97(0.48~

6) Meteorological Service of Canada
7) National Aeronautics and Space Administration

0.84) 범위를 보였다. 그 결과, APCC MME가 모의한 지난 4년간의 3개월 평균 Nino 3.4 지수는 선행시간 1개월에서 0.97의 상당히 높은 예측력을 보였다. 선행시간이 길어질수록 개별 모델간의 예측 범위가 커지면서 예측력은 점차 떨어지지만, MME의 경우 개별모델에서 나타나는 선행시간에 따른 예측력 감소 정도가 작게 나타나면서 선행시간 4개월에도 여전히 높은 0.85의 예측력을 보이고 있다. 그림 4.2-4.5에서 지속적으로 나타난 바와 같이, Nino 3.4 지수에서도 2017/18년 라니냐를 관측에 비해 약하게, 그리고 느리게 발달할 것으로 대부분의 모델 및 MME에서 모의를 하면서 다른 기간에 비해 예측력이 다소 떨어지는 것을 확인 할 수 있다.

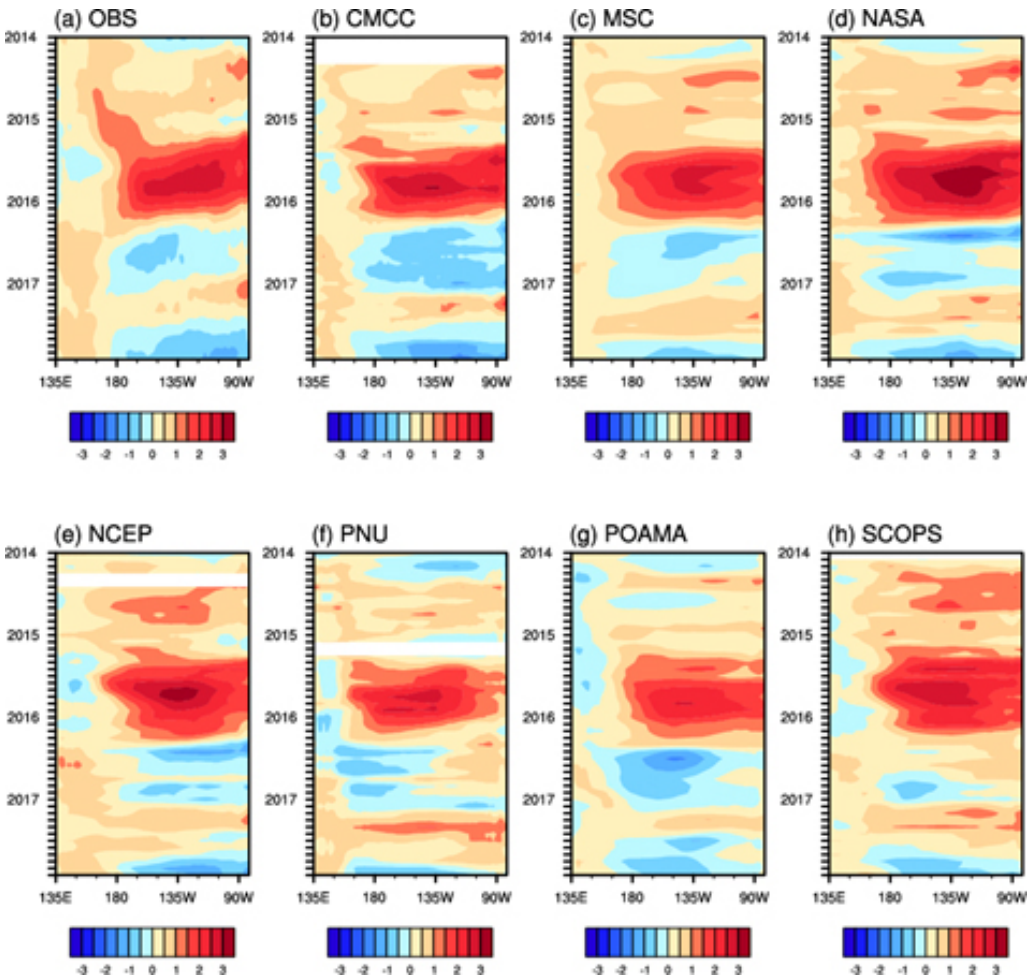


Figure 4.2. Seasonal evolution of equatorial Pacific SST anomalies (5°N-5°S) from (a) observation and (b-h) individual model predictions for the period 2014JFM to 2017/18DJF.

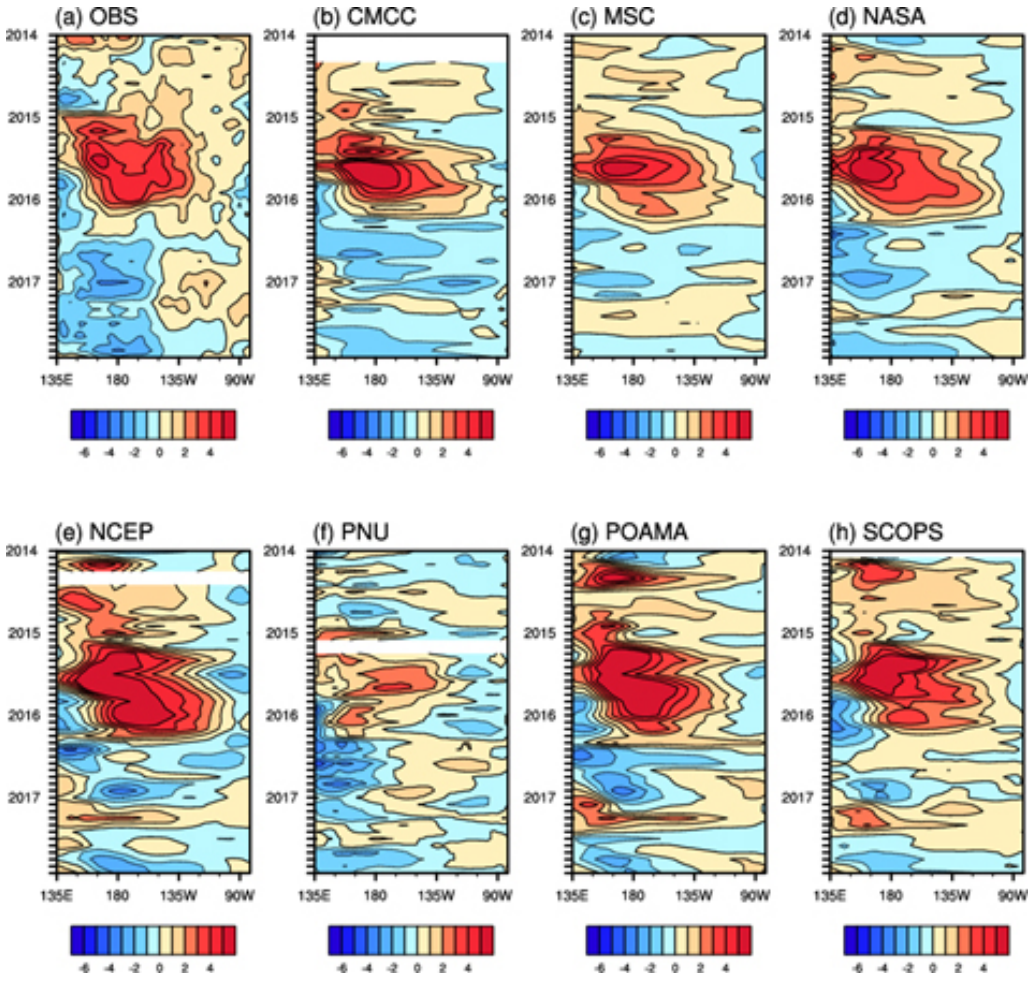


Figure 4.3. Same as Figure 4.2, except for 850hPa zonal wind anomalies.

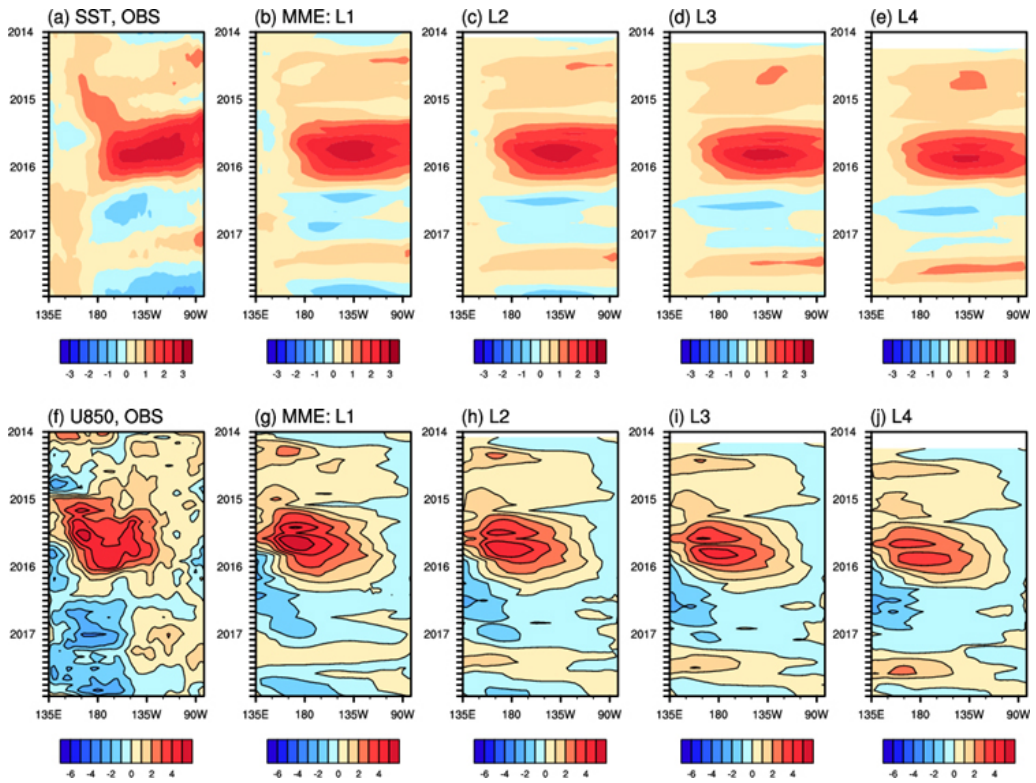


Figure 4.4. Seasonal evolution of equatorial Pacific SST and U850 anomalies (5°N–5°S) from (a, f) observation and (b–e, g–j) MME predictions at lead times of 1–4 months for the period 2014JFM to 2017/18DJF.

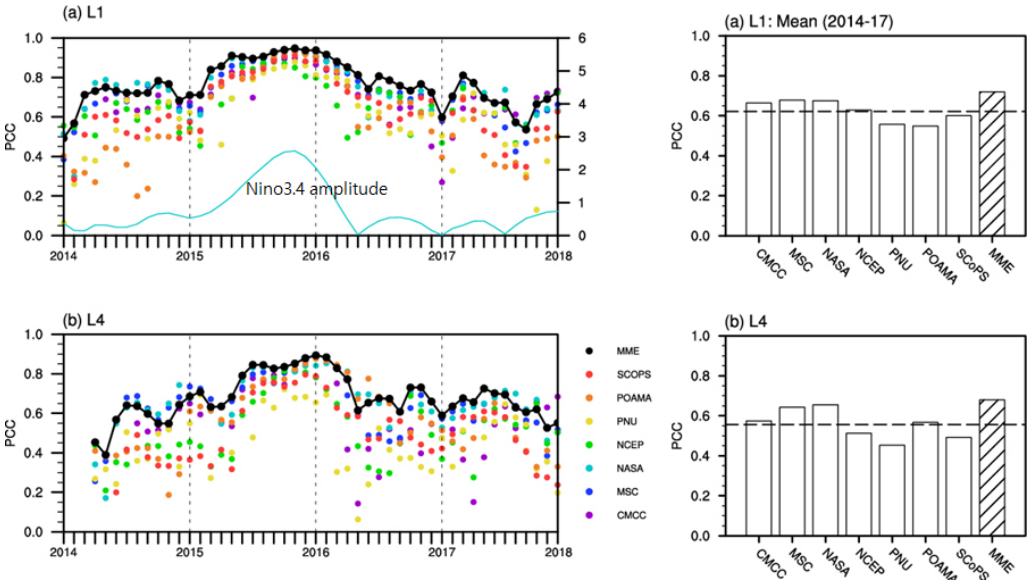


Figure 4.5. Anomaly pattern correlation coefficient (PCC) of 3-month mean tropical Pacific SST (20°S-20°N, 120°E-80°W) for individual models (grey) and MME predictions (black) at lead times of (a) 1 and (b) 4 months with the amplitude of 3-month mean Nino 3.4 index (blue line) for the period 2014JFM to 2017/18DJF. Histograms indicate the averaged PCC over the whole period for each individual models and MME.

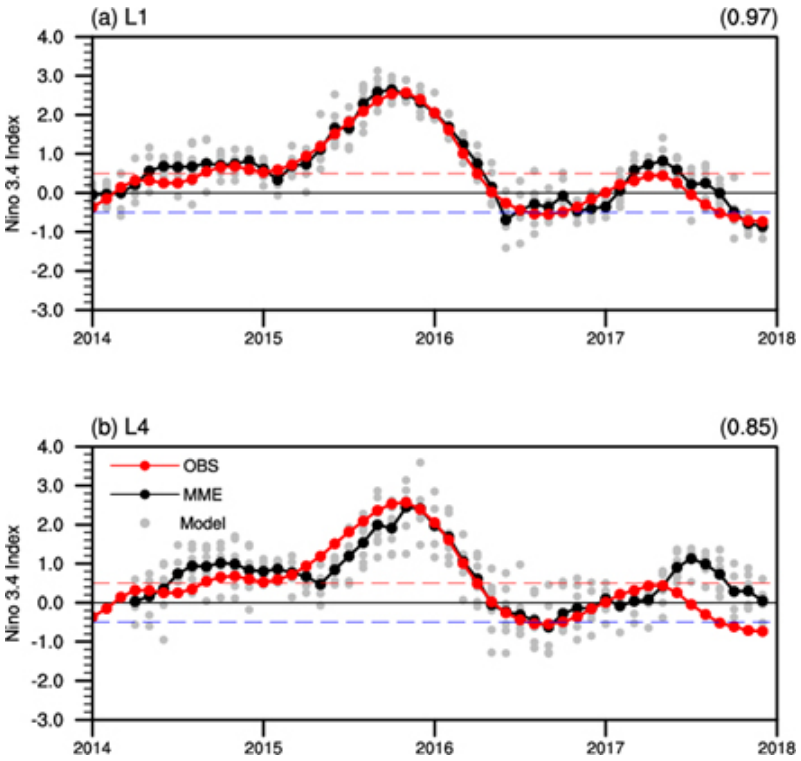


Figure 4.6. Time-series of 3-month mean Nino 3.4 index from observation (red), individual models (grey), and MME predictions (black) at lead times of (a) 1 and (b) 4 months for the period 2014JFM to 2017/18DJF. Temporal correlation coefficients for the MME prediction are also displayed.

4.2.2 기온 및 강수 예측성

4.2.2.1 봄

2017년 봄은 2015/16년 강한 엘니뇨 영향으로 상당히 따뜻했던 2016년에 이어 1880년 관측 이래 두 번째로 따뜻한 봄으로 기록되었다(NOAA, 2018). 관측 패턴을 살펴보면(그림 4.7), 러시아, 그린란드, 북미, 지중해 주변, 북서 아프리카, 호주 동부가 평년보다 상당히 따뜻했으며, 해양에서는 대부분의 태평양 및 대서양, 서인도양이 평년보다 따뜻한 것으로 나타났다. 2016/17년 겨울철의 약한 라니냐 영향으로 서태평양 대류 활동은 평년보다 강한 상태가 유지되면서(동풍 편차) 강수량이 증가하고, 중태평양에서의 평년보다 대류활동이 약화되어 적은 강수를 보였다. 대부분의 유라시아 대륙(극동 러시

아, 몽골 제외), 북미, 남아시아는 평년보다 강수량이 많았고, 특히 남미 북쪽지역에서는 상당히 적은 강수를 보였다.

APCC MME의 경우 온난화 영향에 따른 북반구 고위도 지역(60°N 이상) 및 해양(대부분의 태평양 및 대서양, 서인도양)의 고온현상을 잘 모의한 것으로 보인다. 하지만 모델은 대부분의 대륙(서남아프리카, 남미 북부 지역 제외)에 대해 과대 모의하는 경향을 보이며, 음의 편차를 보이는 지역은 모의 못하는 경향을 보였다(예, 남아시아, 캐나다 동부, 알래스카, 아르헨티나 등; 그림 4.8). 전반적으로 2017년 봄철에 대한 APCC MME 기온 예측은 1983-2005년에 대한 Hindcast 예측력(평년)에 비해 Heidke Skill Score(HSS)[8]이 높은 것을 확인 할 수 있으며(그림 4.16), 앞서 언급한 바와 같이 관측에서 평년보다 기온이 낮았던 지역(즉, 남아시아)에 대해서는 관측패턴을 모의하지 못하면서 평년에 비해 예측력이 낮게 나타났다. 그림 4.16은 APCC 검증시스템의 12개 표준 지역에 대한 예측력 결과이며, 각 지역에 대한 정의는 표 4.2와 같다.

강수의 경우 2016/17년 약한 라니냐에 의한 대기반응으로 서태평양 지역의 대류 강화(서풍 편차)가 관측에서 나타난 반면, 2017년 봄철 MME는 관측(ENSO 중립상태)에 비해 따뜻하게 모의하면서(그림 4.6), 서태평양에 약한 서풍편차를 예측하였다. 그 결과 서태평양의 강수대는 관측에 비해 오른쪽으로 편향되어 모의 하였고, 인도차이나 및 말레이 반도, 호주 지역의 강수는 관측과 반대로 모의하였다. 이에 반해 중앙태평양의 건조대는 관측과 유사하게 모의한 것으로 나타났다. 그 결과, 2017년 봄철 적도 지역의 강수 예측력은 23년 평년에 비해 낮게 나타났다(그림 4.16).

8) 3분위(평년보다 높음/비슷/낮음) 확률예측에 있어서 세계적으로 널리 사용되고 있는 검증기법(예, NOAA/CPC, IRI 예측력 평가에서도 활용)으로 예보와 관측이 맞은 경우에 대해 점수를 부여하고, 기후학적으로 우연히 맞을 확률을 배제하는 객관적인 평가 방법으로 지역 평균한 값임.

Table 4.2. Description for verification regions used in the study.

Type	영역
Regions recommended by WMO/CBS[9)]	Globe (GL) Tropics, 20°S - 20°N (TR) Northern Extratropics, 〉 20°N (NH) Southern Extratropics, 〈 20°S (SH)
Regions interested in APCC	E. Asia, 75°E-150°E, 15°N-60°N (EAs) S. Asia, 60°E-140°E, 10°S-35°N (SAs) N. America, 190°E-310°E, 10°N-75°N (NAm) S. America, 270°E-330°E, 60°S-10°N (SAm) Australia, 110°E-180°E, 50°S-0° (AU) Australia + S. Pacific, 110°E-260°E, 50°S-20°N (AU_SP) Northern Eurasia, 25°E-190°E, 40°N-80°N (NEu) Middle East, 25°E-75°E, 10°N-45°N (ME)

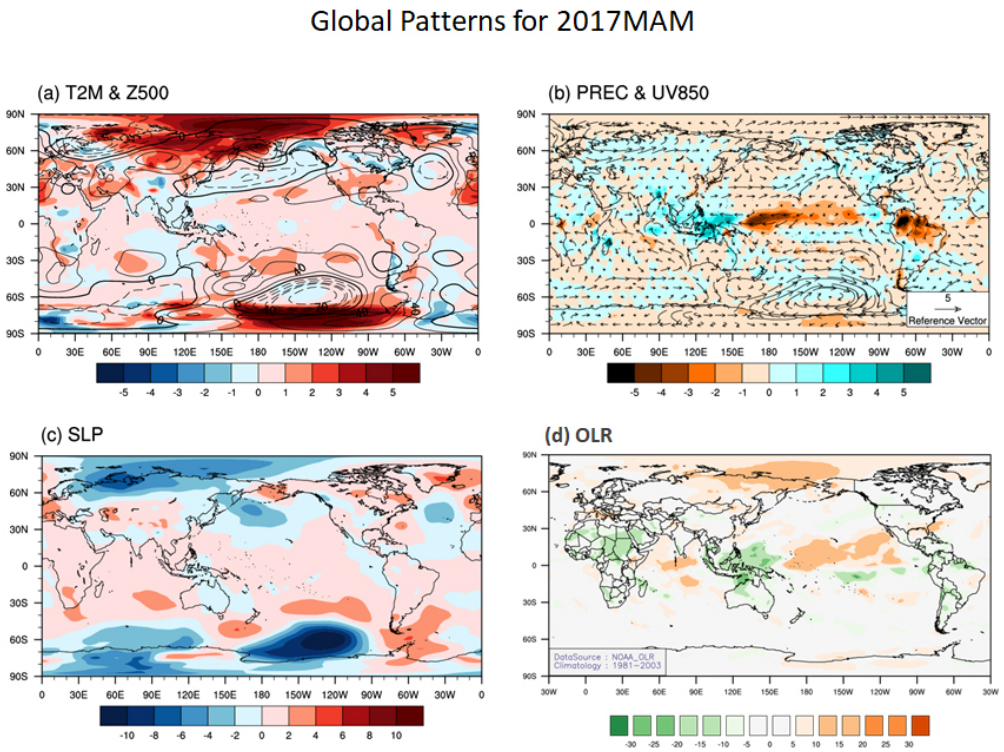


Figure 4.7. Observed three-month mean anomalies of (a) temperature at 2m (T2M, shading) and geopotential height of 500hPa (Z500, contour), (b) precipitation (PREC, shading) and wind fields at 850hPa (UV850), (c) sea-level pressure (SLP), and (d) outgoing long-wave radiation (OLR) for 2017MAM.

9) Commission for Basic System

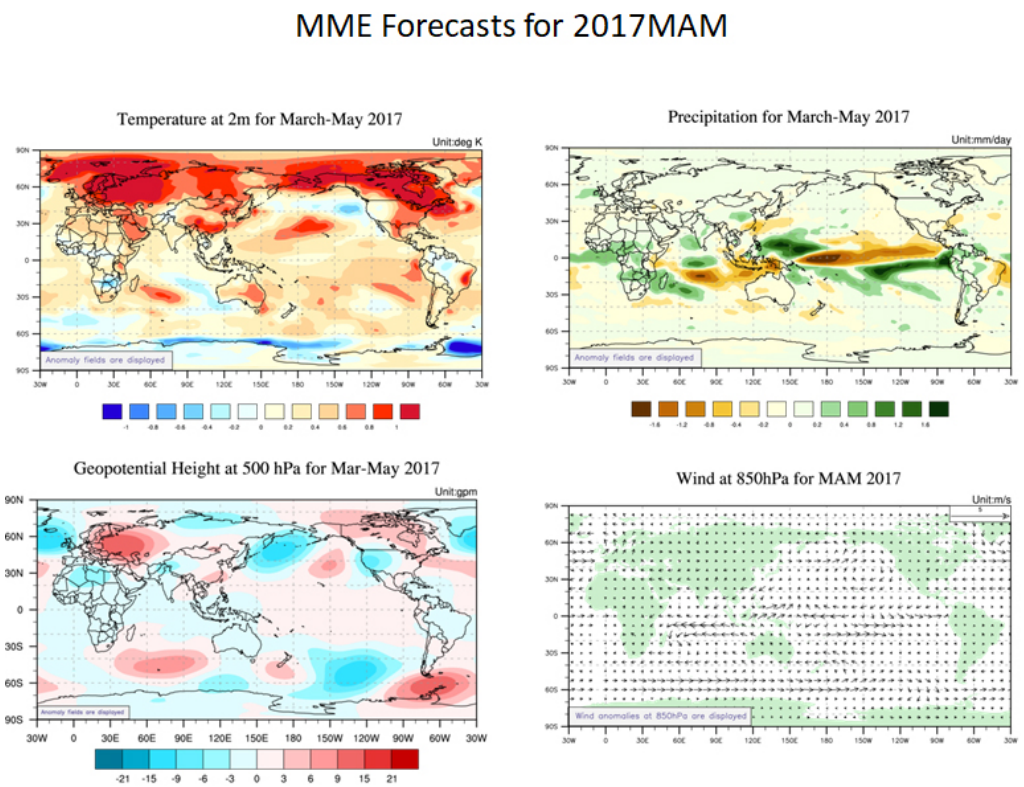


Figure 4.8. APCC MME forecast anomalies (a) T2M, (b) PREC, (c) Z500, and (d) UV850 for 2017MAM.

4.2.2.2 여름

2017년 봄철부터 이어오던 대륙 및 해양의 고온현상이 대부분 여름철까지 지속되면서, 2015, 2016년에 이어 세 번째로 따뜻한 여름으로 기록되었다(NOAA, 2018). 하지만 그 강도는 전반적으로 봄철에 비해 조금 낮아지는 경향을 보였다(특히, 북극/남극 해). 강수량을 살펴보면, 30°N 지역을 기점으로 그 이상 지역은 평년보다 적은 강수량을, 그 이하 지역에 대해서는 대부분의 대륙에서 평년보다 많은 강수량을 보였다(브라질 제외). 해양의 경우, 여름철이 되면서 3개월 평균 Nino 3.4 지수는 음의 값으로 돌아서면서 서태평양의 동풍이 강화되어 인도차이나 및 말레이 반도 지역은 대류강화로 인한 강수 증가, 필리핀 해는 고기압성 순환으로 인한 대류약화로 강수가 감소하였다. 한반도 및 동아시아 지역은 필리핀 해의 고기압성 순환으로 인해 습하고 따뜻한 해양의 공기가 유입되지 못하는 상황으로 여름철 몬순이 평년보다 약했던 것으로 보인다. 특히, 한반도는 6월 우

리나라 북쪽으로 기압골이 발달하여 상층 찬 공기가 유입, 북태평양 고기압이 북상하지 못하고 동서로 확장되면서(그림 4.9e) 장마의 북상이 저지되어 평년에 비해 늦은 장마로 인해 적은 강수량을 기록하였다. 7월에는 북태평양 고기압이 평년보다 남부지역까지 확장하여, 대부분의 한반도 지역에 폭염과 열대야를 발생시키며 1973년 관측 이래 3번째로 적은 강수를 기록하였다(기상청, 2017).

APCC MME는 관측과 달리(봄 이후 라니냐 위상으로 돌아서긴 했지만 여전히 중립 상태) Nino 3.4 지수를 따뜻하게 모의, 대부분의 대륙 및 해양이 평년보다 따뜻할 것으로 예측하였으며 적도 태평양 지역의 바람 및 강수를 관측과 반대로 예측하였다. 즉, ENSO 위상이 전환되는 시점의 예측력이 ENSO 발달/소멸에 비해 상대적으로 예측력이 떨어지는 경향을 한 번 더 확인 할 수 있다. 즉, 관측과 반대로 서태평양 약한 저기압(서풍편차)을 모의하면서 북서태평양 지역에 활발한 대류활동으로 인해 강수가 증가할 것으로 모의하였고, 적도 지역의 강수 예측력은 평년보다 상당히 낮게 나타났다(그림 4.16). 또한, 우리나라 동쪽으로 약한 고기압성 순환을 모의하면서 한반도로 남동기류가 유입되어 여름철 강수는 약하게 증가할 것으로 모의하였다. 하지만 이는 관측과 반대되는 현상으로 특히, 2017년 여름철 강수에 대한 예측력은 23년 평년에 비해 대부분 지역에서 상당히 낮은 것으로 나타났다(남미지역 제외; 그림 4.16).

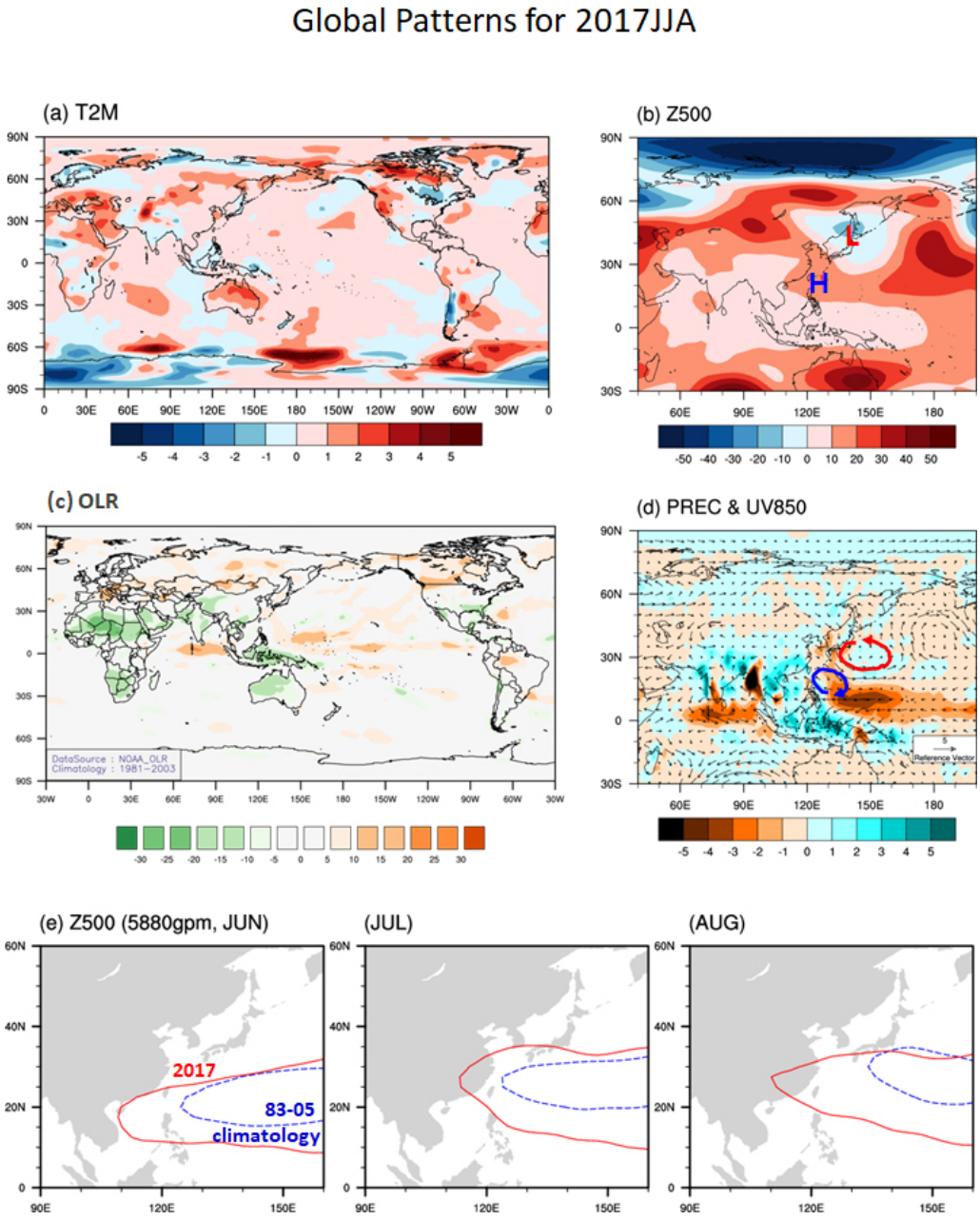


Figure 4.9. Observed three-month mean anomalies of (a) T2M, (b) Z500, (c) OLR, and (d) PREC and UV850. (e) Monthly mean anomalies of Z500 (5880gpm) for June, July, and August of 2017 (red contour-line) and climatology (blue dashed-line, 1983-2005).

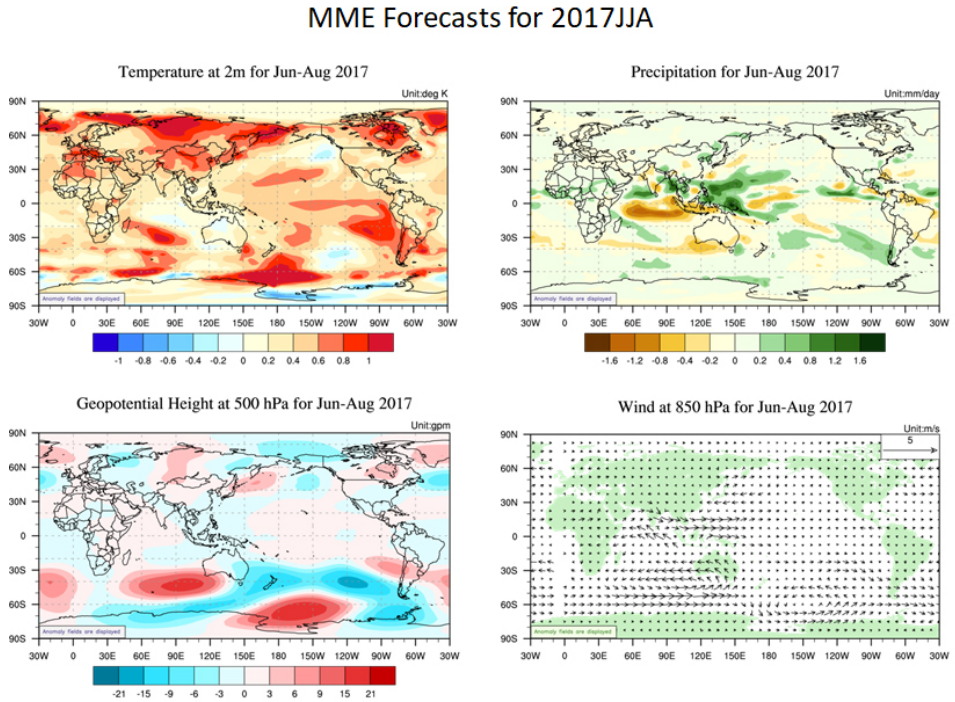


Figure 4.10. Same as Figure 4.8, except for 2017JJA.

4.2.2.3 가을 및 겨울

2017년 상반기는 대부분의 대륙 및 해양에서 평년보다 따뜻한 상태를 보인 반면 가을부터 대륙에서 음의 편차가 나타나고 북극 지역에서는 반대로 양의 편차가 강하게 나타나기 시작했다. 그 이후 겨울철로 접어들면서 이러한 지역의 양/음의 편차 경향성은 점차 확장/강화되어 지역별 온도 차가 크게 나타났다(그림 4.11a, 4.13a). 즉, 2017년 가을 중앙시베리아, 아르헨티나, 캐나다 중부지역에서 평년보다 낮은 온도를 보이기 시작했으며 겨울철이 되면서 이러한 음의 편차 지역이 아시아(네팔 제외), 북미(미국 서부 제외), 남미 서부지역으로 확장하는 경향을 보인다. 이에 반면 북반구 고위도(70°N) 지역은 평년보다 상당히 따뜻한 상태를 보였으며, 겨울철이 되면서 양의 편차는 점차 강화되었다. 이는 겨울철 북극해빙의 면적과 관련이 있다. 즉, 2017/18년 겨울철 북극해빙의 면적은 평년에 비해 적었으며(특히, 바렌츠 해), 2018년 2월의 북극해빙의 면적은 1979년 이후 역대 가장 적었던 것으로 기록되었다(2위: 2017년, 3위: 2016년). 그 결과 2017/18년 겨울철 북극지역에서는 아주 강한 양의 온도편차를 보였다.

2017년 여름부터 3개월 평균 Nino 3.4 지수가 음의 편차를 보이기 시작하다 서태평양에는 음의 SST 편차를, 중앙 및 동태평양에서는 양의 SST 편차를 보이면서 2017/18년 겨울철 약한 라니냐로 발달하였다(그림 4.2a, 4.6). 그 결과 가을/겨울철 모두 서태평양(인도차이나 반도에서 필리핀 동쪽 해양까지)에서 대류강화로 인한 강수 증가, 날짜 변경선으로부터 중앙 태평양까지 대류 약화로 인한 강수 감소를 보였다. 이는 전형적인 라니냐 겨울철 패턴이다. 대륙에서는 대부분 서유럽, 동시베리아, 캐나다, 중앙아프리카 지역에서 평년보다 많은 강수를, 남미 동부 지역에선 평년보다 적은 강수가 나타났다. 한반도 및 동아시아 지역을 좀 더 살펴보면, 2017/18년 겨울 동안 음의 북극진동이 지속되면서(그림 4.14) 북극의 찬 공기가 중위도로 남하하고 시베리아고기압 또한 평년보다 강하게 발달하여(그림 4.13d) 대부분의 동아시아 지역은 평년보다 추웠다. 또한, 우랄 산맥-카라해 부근에 형성된 기압능이 겨울철동안 정체하면서 상층의 찬 공기가 우리나라 부근으로 지속적으로 유입되어(한반도 상층 기압골 형성; 그림 4.13c) 한반도 역시 2017/18년 겨울 추위가 지속되었다.

2017년 가을 APCC MME의 경우 모든 대륙 및 해양에서(극히 일부분 제외) 평년보다 따뜻할 것으로 예상하면서, 관측에서 나타난 일부 대륙의 음의 편차 지역(예, 중앙시베리아, 아르헨티나, 캐나다 중부)을 제외하고는 대체적으로 잘 모의한 것으로 나타난다. 또한, 겨울철 해빙면적이 줄어들면서 북극지역에서 나타난 이상 고온현상을 APCC MME는 대체적으로 잘 모의한 것으로 보이며, 북미지역의 이상 저온현상 또한 잘 예측한 것으로 나타난다. 그 결과, 남미지역을 제외한 대부분 지역의 2017년 가을철 기온 예측력은 평년보다 높게 나타났으며(그림 4.16), 특히 북반구, 유라시아 북부, 북미지역의 예측력은 상당히 높았다(HSS 〉 80%). 하지만, 겨울철 시베리아 고기압을 평년보다 약하게 모의하면서 한반도를 포함한 동아시아 지역은 평년보다 따뜻할 것으로 관측과 반대로 예측하면서 이 지역의 HSS는 평년보다 낮게 나타났다. 가을/겨울철 약한 라니냐를 MME에서도 적절히 예측하면서 서태평양의 강수 증가(대류 강화), 중앙태평양의 강수 감소(대류 약화)를 잘 모의한 것으로 보여진다. 이는 현재 대부분의 모델은 선행시간 1개월에서 ENSO 및 적도 지역의 반응(예, 강수 패턴)에 대해서 어느 정도 예측력을 보이고 있지만, 관측에서 나타나는 라니냐의 대기반응인 한반도 지역의 추운 겨울 등과 같은 중위도의 원격상관에 대해서는 여전히 도전적인 과제로 남아있음을 확인 할 수 있다.

2017년 APCC MME의 전반적인 예측력을 정리해보면, 평년보다 따뜻한 계절/지역에 대한 예측력은 상당히 높은 반면 반대의 경우는 평년에 비해 예측력이 낮음을 확인할 수 있다. 특히 음의 편차가 나타나는 계절/지역에 대한 예측력은 상대적으로 낮은 한계점을 보였다(그림 4.17d). 계절별로 살펴보면, 라니냐가 발달하기 시작하는 2017년 가을철 기온은 다른 계절에 비해 대부분의 지역에서 HSS값이 높게 나타났으며, 라니냐 최성기인 2017/18년 겨울철이 상대적으로 기온 예측력이 떨어지는 것으로 나타났다. 2017년 전구 및 적도지역 강수는 모든 계절에 걸쳐 23년 평년에 비해 예측력이 낮게 나타났으며, 그 외 대부분의 지역에서도 예측력이 없음을 확인할 수 있다. ENSO 위상 및 강도에 대한 개별모델 및 MME에 대한 예측력 평가는 대부분 엘니뇨에 집중되어 있으며, 라니냐에 대한 선행연구는 상대적으로 작은 편이다. 즉, 2017년 낮은 강수 예측력은 라니냐시기에 일반적으로 나타나는 예측력인지 아니면 2017년에 나타나는 특이한 현상인지에 대해 좀 더 구체적인 분석을 통한 원인분석이 추후 필요할 것으로 보인다.

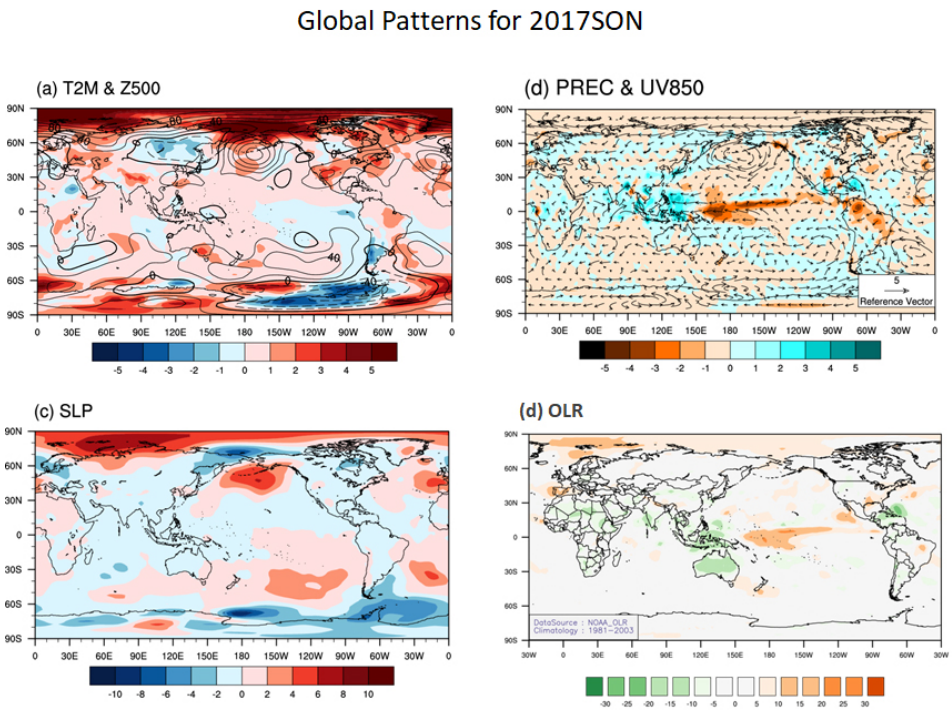


Figure 4.11. Same as Figure 4.7, except for 2017SON.

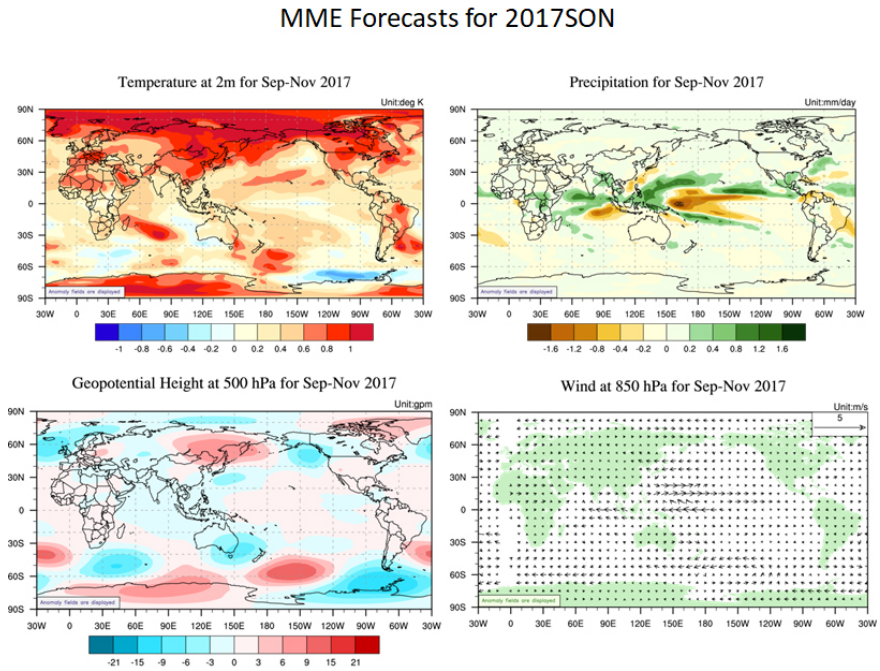


Figure 4.12. Same as Figure 4.8, except for 2017SON

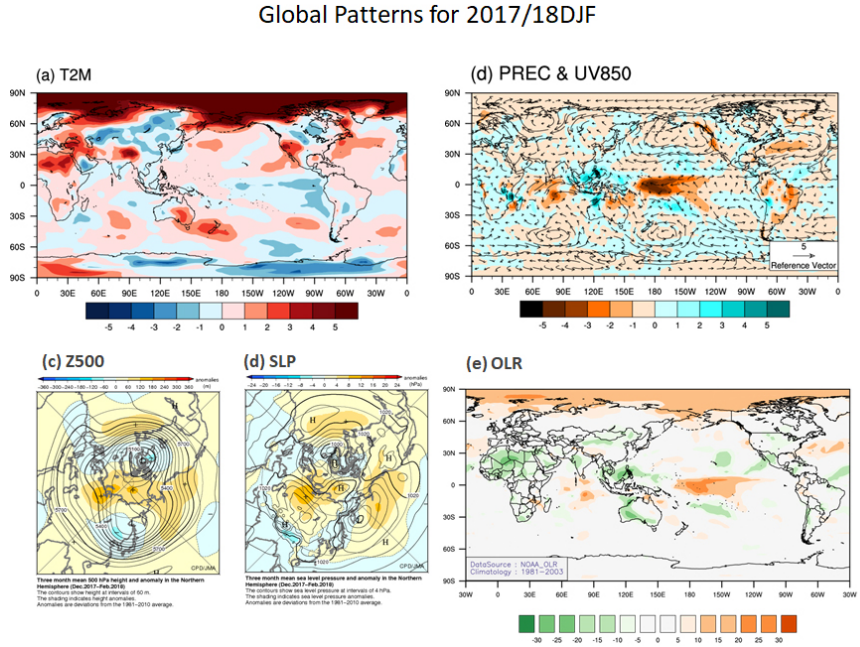


Figure 4.13. Observed three-month mean anomalies of (a) T2M, (b) PREC and UV850, (c) Z500, (d) SLP, and (e) OLR for 2017/18DJF. Figs. c-f are obtained from Tokyo Climate Center (TCC, 2018).

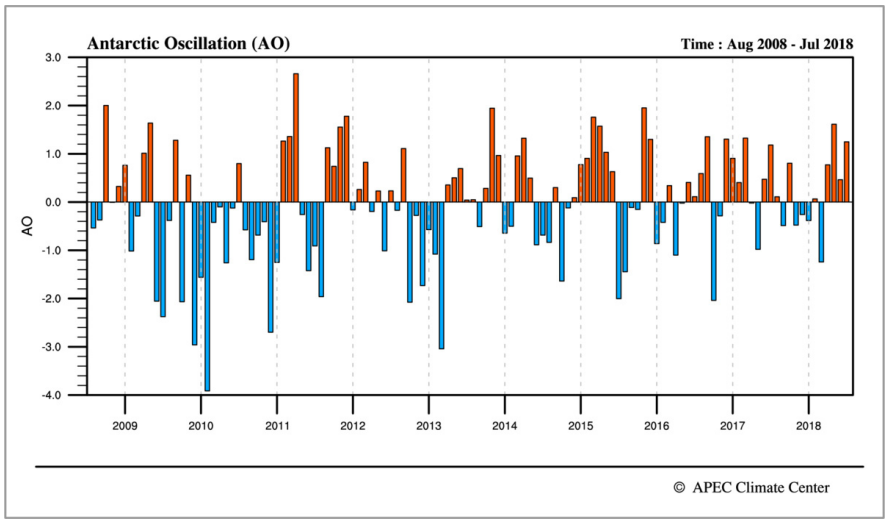


Figure 4.14. Time-series of Antarctic Oscillation (AO) index for the period of Aug. 2008 to Jul. 2018.

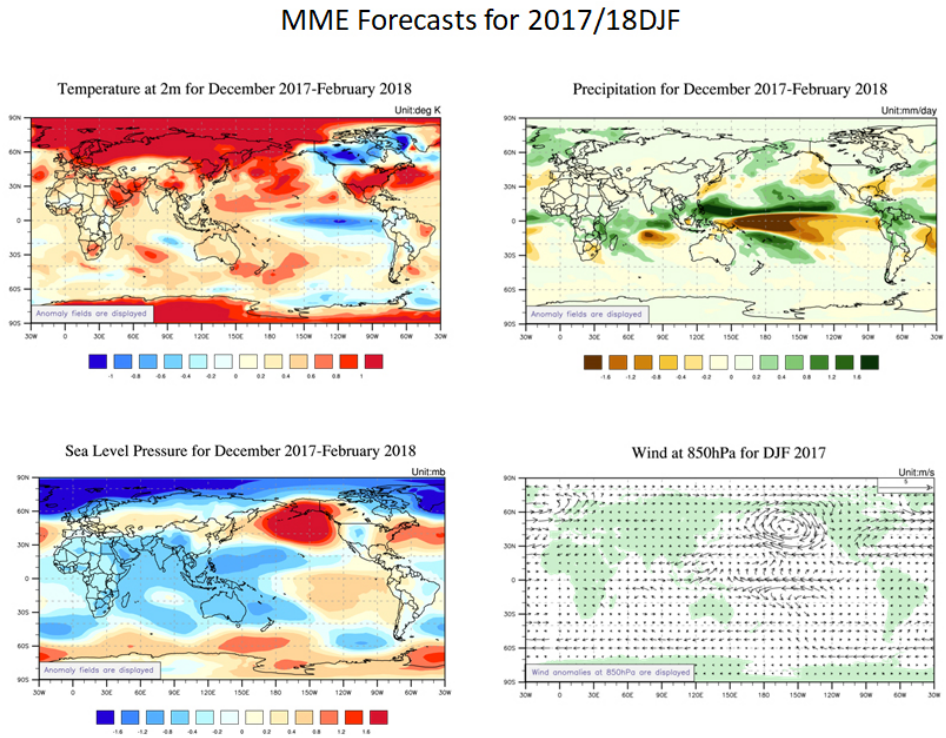


Figure 4.15. Same as Figure 4.8, except for (c) SLP for 2017/18DJF.

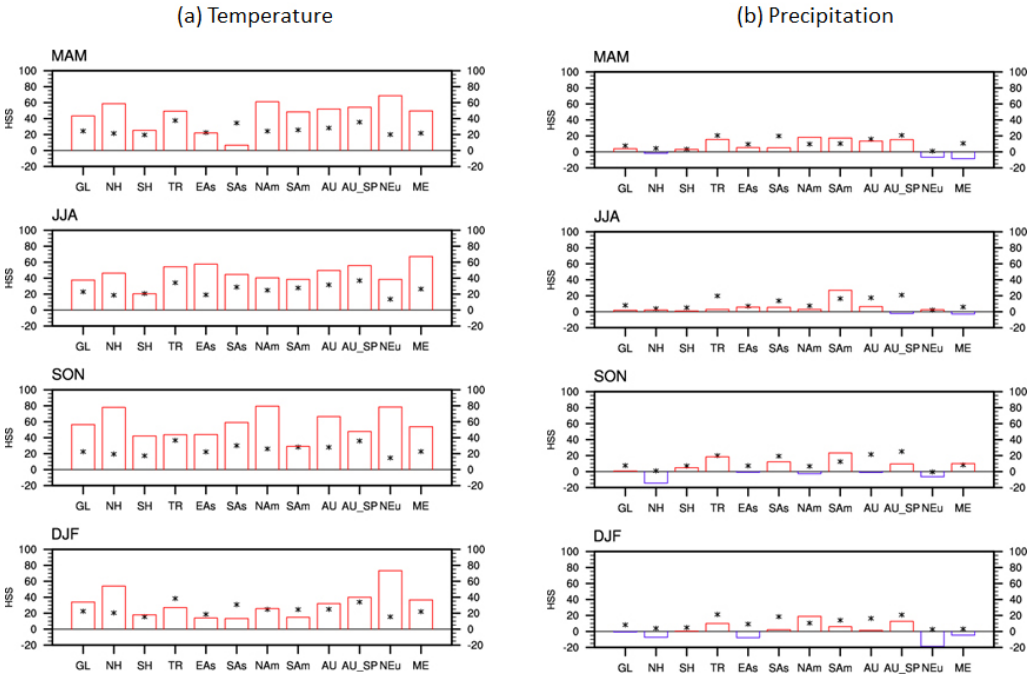


Figure 4.16. Heidke Skill Score (HSS) of seasonal mean APCC MME prediction for (a) temperature at 850hPa and (b) precipitation for the period 2017JFM - 2017/18DJF. For comparison, hindcast skill (1983-2005) is also displayed with star markers.

4.2.3 최근 실시간 예측 및 Hindcast 예측력과 비교

그림 4.17-18은 매월 3개월 평균 기온 및 강수에 대한 MME 예측 정보를 생산, 제공하기 시작한 2008년부터 2017년까지 지난 10년에 대한 개별 모델 및 MME 실시간 예측 정보에 대한 예측력을 PCC(Anomaly Pattern Correlation Coefficient)로 나타낸 것이다. 그림 4.17-18은 작년 보고서에서 2017년 1월부터 12월까지의 예측력을 추가하였고, 전구 이외 관심 지역인 북반구, 적도, 그리고 동아시아(영역에 대한 정의는 표 4.2 참고)에 대한 검증 결과 또한 추가하였다. 앞서 여러 그림에서도 확인한 바와 같이, APCC MME는 전체기간/지역/변수에 대해서 개별모델에 비해 대체적으로 높고, 안정적인 예측력을 보이고 있다. Yoo and Kang(2005)에서 언급한 바와 같이, MME의 예측력은 개별모델의 평균 예측력과 모델간의 독립성에 비례하기 때문에 개별 모델의 예측력이 대체적으로 높은 기간(예, ENSO와 같은 외부 강제력이 강한 시기; 즉, 2010년 가을-겨울, 2015/16 겨울)에서 MME의 예측력이 상당히 높게 나타났다. 변수별/지역별 예측력

을 살펴보면 기존의 많은 선행결과와 동일하게(예, Min et al., 2014; Min et al., 2017), 강수에 비해 기온이 대체적으로 예측력이 높으며, 적도 지역이 다른 지역에 비해 예측력이 높게 나타난다. 즉, 지난 십년간(10년×12개월=120자료) 적도지역 평균 PCC는 기온과 강수에서 각각 0.48과 0.39로 이는 두 변수 모두 다른 지역에 비해 높은 예측력을 나타낸다. 마지막으로 동아시아 지역은 두 변수 모두 다른 지역과 달리 개별 모델간의 예측력 차이가 상당히 크게 나타나고 있으며, 동일 모델이라 할지라도 계절별 예측력 또한 변동이 심한 것을 확인 할 수 있다. 즉, 동아시아 지역의 기온 및 강수 예측은 불확실성이 크며 개별모델에 비해 예측력이 높은 MME에서 조차 여전히 예측력의 한계가 있음을 확인할 수 있다.

작년 보고서에는 2008년부터 2016년까지 APCC MME 현업시스템의 발전(참여모델, 참여국가, 예측력 등)에 대해 간략히 언급하였다. 이번 보고서에서는 지난 2017년의 APCC MME 결과를 추가하고, 동일한 분석을 APCC 10개 관심 지점[10]에 대해 확대하였다. 그림 4.19는 매년/매월 APCC MME 예측시스템이 예측한 동일기간(1983-2005, 23년)에 대한 예측력 평가 결과이다. 즉, 2010FMA는 2010년 1월에 2010FMA 실시간 예측을 위해 참여한 모델자료를 활용하여 1983-2005년 기간에 대해 re-forecast한 결과로 실시간 예측과 동일한 모델 및 APCC MME 현업시스템으로 구성되었기 때문에 APCC MME 현업시스템의 연도별 예측력 변화를 객관적으로 평가할 수 있다. 이에 반해 실시간 예측에 대한 예측력 평가는 23년 Hindcast 기간에 비해 상대적으로 짧으며(현재, 최대 10년), 이는 그 해 기후를 지배하는 기후요소(예, ENSO 위상/강도 등)에 따라 전구 평균 예측력이 민감하게 반응하기 때문에 실제로 예측시스템의 개선/향상에 의한 기여도를 판단하기는 힘들다. 전구 평균기온 및 강수에 대한 APCC MME 예측력 변화를 살펴보면 지난 10년 동안 꾸준히 향상되었음을 확인 할 수 있다(그림 4.19). 즉, 초창기 3년(2008-2010)에 대한 최근 3년(2015-2017)의 예측성의 상대적인 차이를 살펴보면 전구 기온(강수)은 12개월 평균 약 15.5%(20.9%)로 강수에서 예측력 향상이 크게 나타났다. 계절별로 살펴보면 기온의 경우 겨울철에서 예측력 향상이 크게 나타나는 반면(특히, NDJ에서 40% 이상), 강수는 넓은 기간에 대해(AMJ~ASO) 대체적으로 20% 정도의 예

10) APCC는 예측 및 검증을 위해 12개 표준지역을 정의하고 있지만(표 4.2), 2개 지역(AU_SP, ME)은 최근 추가된 지역으로 매월 3개월 예측을 시작한 초창기 자료가 존재하지 않지 때문에 이번 분석에서는 2개 지역을 제외한 10개 지역에 대해 분석하였음.

측력 향상을 보였다. 이러한 예측력 향상은 전구뿐만 아니라 APCC 관심 지역(남반구, 북반구, 적도, 호주, 동아시아, 북미, 남미, 남아시아, 북유라시아)에서 일관되게 나타났으며, 특히 북유라시아에서 기온 및 강수 모두 초창기 3년에 대한 최근 3년의 예측력 향상은 50% 이상으로 가장 높은 예측력 향상을 보였다. 또한, 대부분의 지역에서 강수가 온도에 비해 예측력 향상 정도가 다소 높게 나타나는 경향을 보였다(그림 4.20).

그렇다면 그림 4.19-20에서 나타나는 APCC MME 예측력 향상은 무엇 때문일까? 크게 APCC의 자체 노력과 MME 참여모델 그룹의 노력으로 나누어 설명할 수 있다. 우선 APCC는 2017년 보고서에서 언급한 바와 같이 지난 십여년 동안 다양한 모델 그룹을 대상으로 APCC MME 참여를 위한 노력을 기울인 결과 참여모델 및 참여국가의 수를 꾸준히 증가시켰다(이우섭 등, 2017; 그림 3.26a). 즉, APCC 설립 초기에는 4-6개 정도의 한국 및 미국형 모델만 주로 활용한 반면(예, SNU, GCPS, GDAPS, NASA, NCEP 등), 2018년 현재 10개국 14개 기관으로부터 매월 최신의 예측정보를 제공받아(5장 참조; 표 5.2) 매월 10개 이상의 개별 모델을 활용하여 MME 예측정보를 생산하고 있다. 특히, 오직 APEC 회원국으로부터 예측정보를 제공받았던 초창기에 비해 현재는 UKMO, CMCC 등 유럽 모델 참여로 인해 참여모델의 다양화를 꾀하였으며, 이는 모델간의 독립성이 커지면서 결과적으로 MME 예측력 향상에 기여한 것으로 보인다(Yoo and Kang, 2005). 두 번째로 APCC는 2008년 자체적으로 대기-해양접합 모델 CCSM3 개발을 통해 APCC MME 참여모델 수 증가에 기여하였으며(Jeong et al., 2008), 하와이 대학과의 국제공동 프로젝트를 통해 고해상도 예측력 높은 SCoPS 모델을 개발하였다(Ham et al., 2018). 기존의 CCSM3와의 예측력 비교/평가를 통해 2017년 12월부터 APCC 자체모델을 CCSM3에서 SCoPS로 대체하여 MME에 참여함으로써 APCC MME 예측력 향상에 기여하였다(그림 4.21). 마지막으로 APCC MME에 참여하고 있는 모델그룹 자체 노력을 통해 신뢰도 높은 예측정보를 APCC에 제공, MME에 활용함으로써 APCC MME 예측력 향상에 기여하였다. 즉, 대부분의 현업기관들은 자체모델을 예측력이 높은 대기-해양 접합모델로 개선하기 위한 노력을 기울인 결과(예, BCC, JMA, MSC, KMA 등) APCC 초창기에 참여한 기관의 기후모델은 대부분 2-tier 모델이었던 반면 현재 APCC에 예측정보를 제공하는 있는 기관의 75% 이상이 대기-해양 접합모델로 구성되어 있다(표 5.2). 또한, MME 참여기관들은 자체모델의 물리과정, 해상도, 초기화 기법 등의 개선을 통해 예

측력을 높이기 위한 노력을 꾸준히 하고 있으며(표 4.3) 이러한 참여기관의 노력 또한 APCC MME 예측력을 향상시키는 하나의 원인으로 볼수 있다. 즉, 지난 십여년 동안 꾸준히 나타나고 있는 APCC MME 예측력의 향상은 APCC 자체 노력과 더불어 참여하는 그룹의 노력이 더해진 결과라고 보여진다.

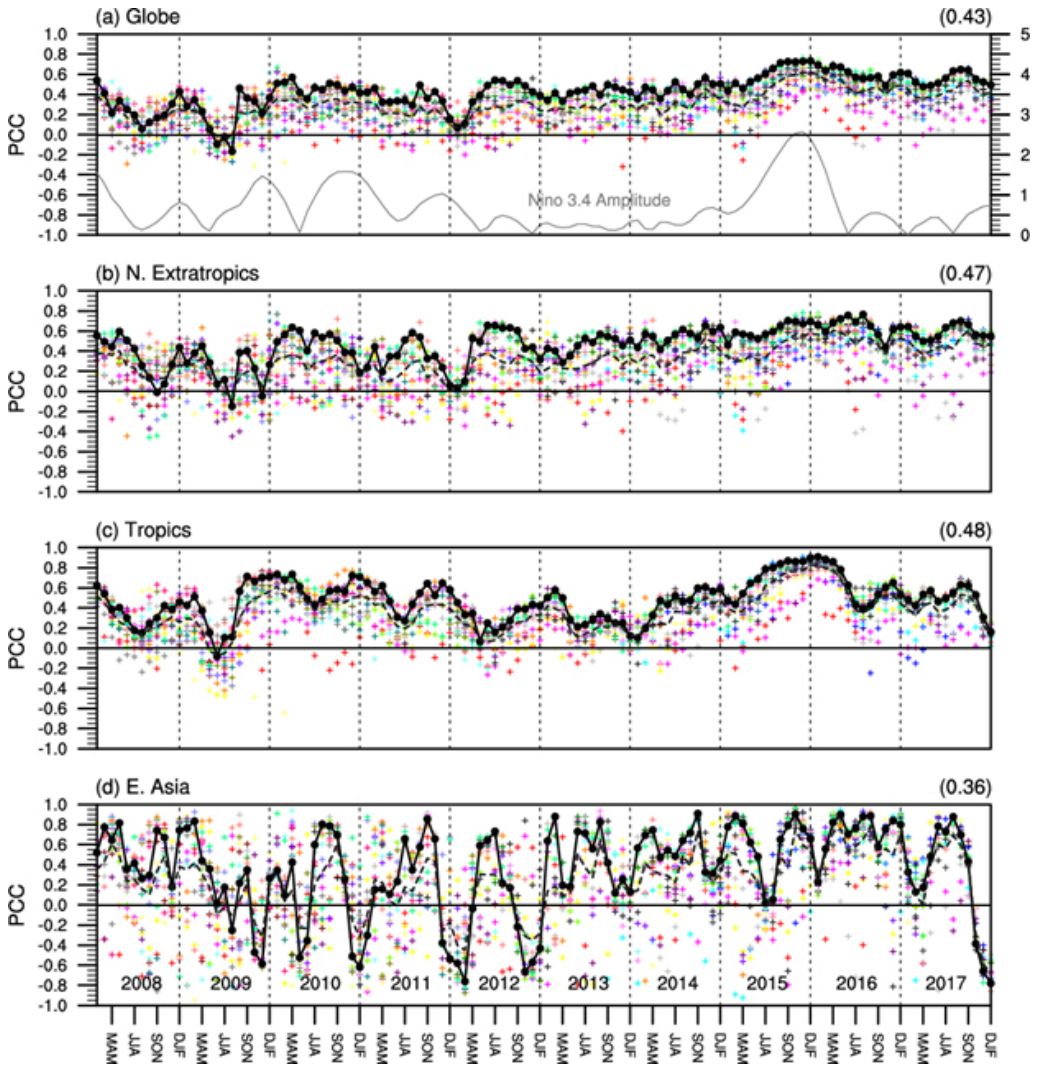


Figure 4.17. ACC of the individual models and MME predictions for temperature at 850hPa over (a) globe, (b) northern Hemisphere, (c) tropics, and (d) East Asia region for the period 2008JFM to 2017/18DJF. Dashed line indicates the average of all-single model's PCC. The values in the brackets are the PCCs of the MME predictions averaged over the whole period for each region. The amplitude of Nino 3.4 index is represented in the right Y axis.

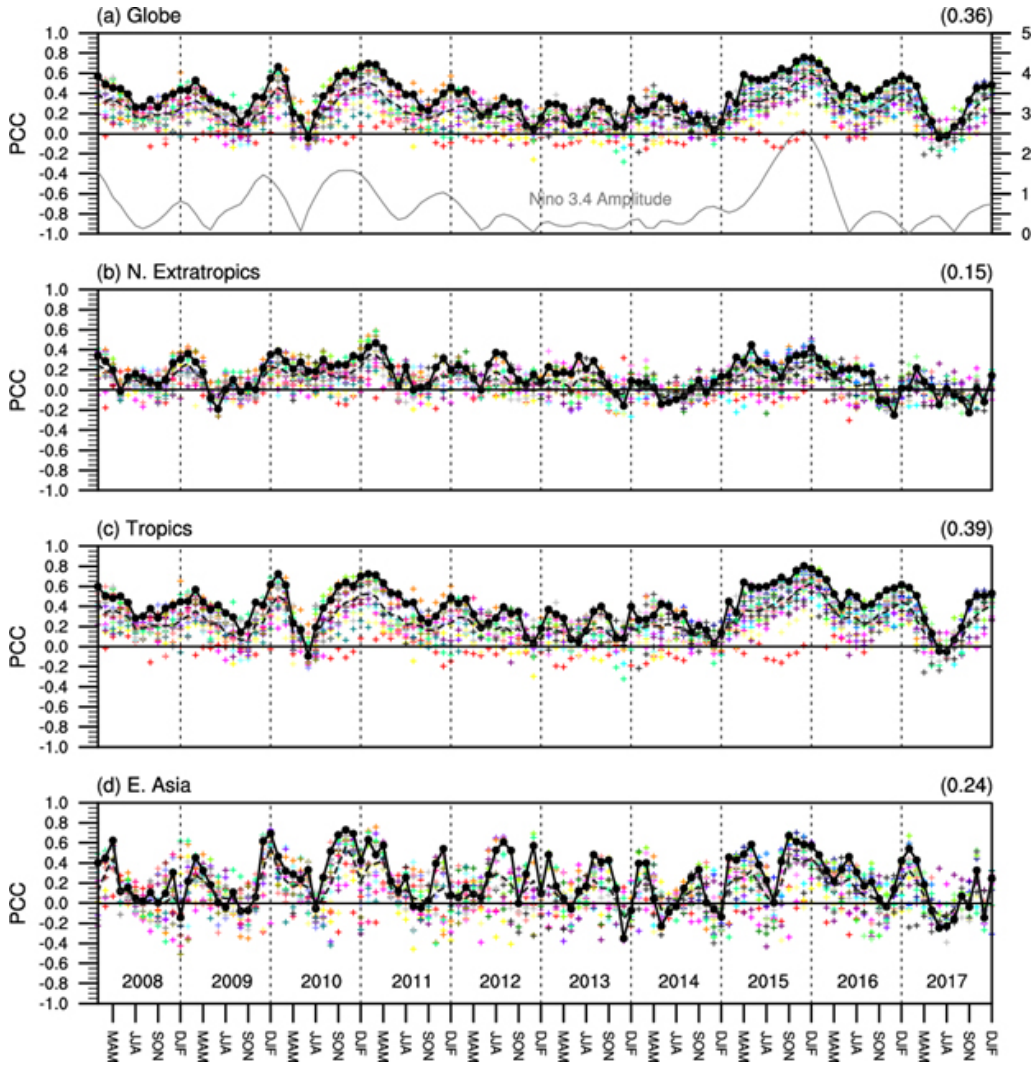


Figure 4.18. Same as Figure 4.17, except for precipitation.

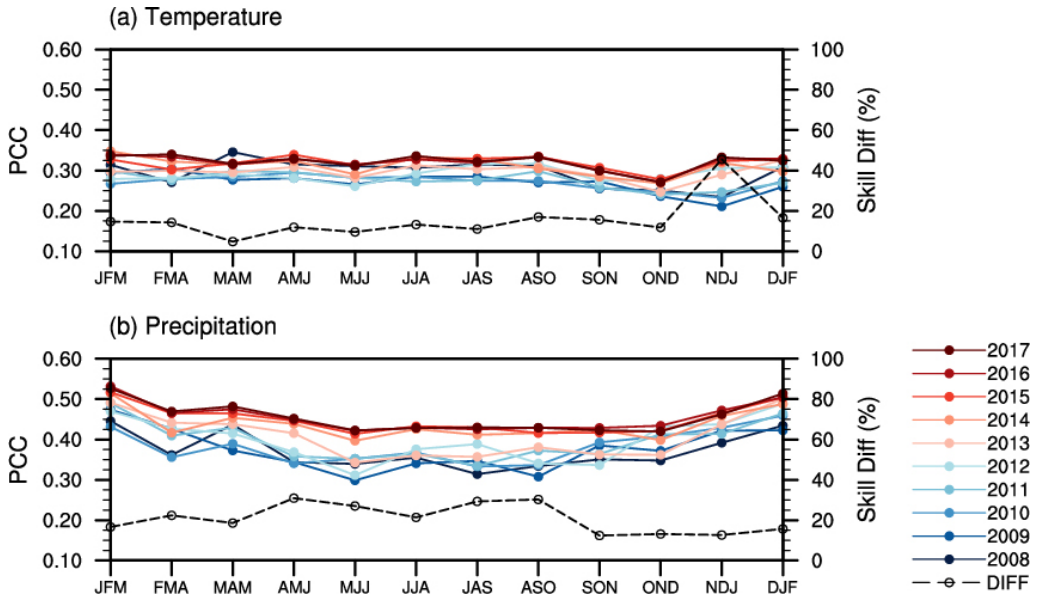


Figure 4.19. ACCs of APCC MME hindcasts (1983-2005) of (a) global temperature at 850hPa and (b) precipitation produced by each year's MME prediction system (2008-2017). Relative skill difference is calculated by the difference between the recent 3-year (2015-2017) and the first 3-year (2008-2015) mean ACCs divided by the first 3-year ACCs.

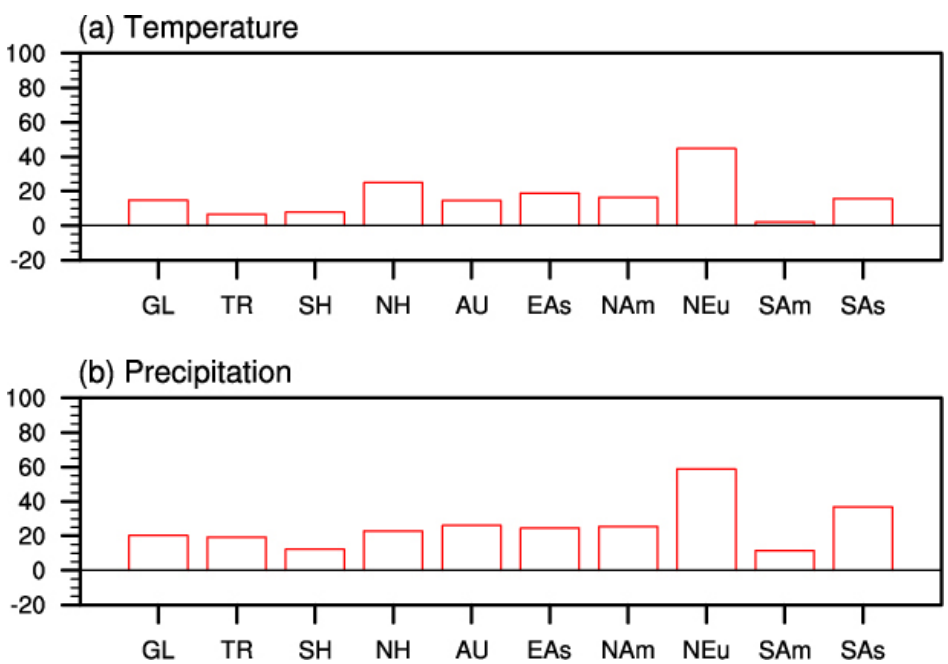


Figure 4.20. Skill difference for each region calculated by Figure 4.19.

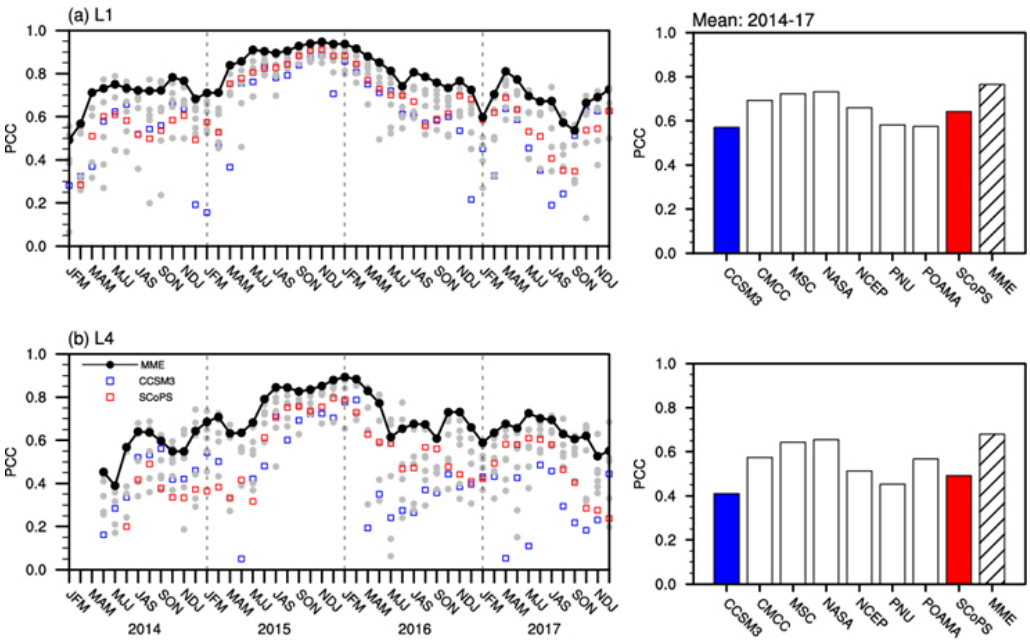


Figure 4.21. Same as Figure 4.5, except for CCSM3 and SCoPS models.

Table 4.3. Changes and improvements of the participating models in the APCC MME prediction system (since 2012)

Year	Changes / Improvements
2012	UKMO, MSC_CANCM3, and MSC_CANCM4 participated.
2013	POAMA increased the number of ensemble.
2014	CMCC participated.
	KMA replaced their model from GDAPS to GLOSEA5.
2015	JMA corrected biases in the forecasted SST.
2016	BCC improved their model from 2-tier to 1-tier prediction system.
2017	UKMO extended hindcast.
	APCC replaced in-house model from CCSM3 to SCoPS.
	CWB increased model resolution (T42 → T119).
2018	NASA replaced their model from GEOS-S2S-1 to GEOS-S2S-2.

5. Hindcast 민감도 실험

계절예측정보를 제공하는 대부분의 세계 유수 현업기관은 일정 기간의 기후 통계치인 기후값(평년)에 대한 편차(anomaly)로 예측값을 제공한다. 즉, 평년보다 기온이 몇도 높음/낮음 또는 평년보다 기온이 높을/비슷/낮을 확률이 몇 %로 표현하고 있다. 세계기상기구(WMO)에서는 최근 30년(1981-2010) 평균을 기후값으로 정의하고 있지만(http://www.wmo.int/pages/prog/wcp/wcdmp/GCDS_1.php), 실제 매월 3개월 이상의 예측정보를 생산하는 현업기관에서는 여러 가지 현실적인 문제들로 인해(예, 계산 시간, 전산 환경 등) WMO가 권고하는 30년 평균을 기후값으로 활용할 Hindcast 자료를 생산하기란 어려운 실정이다. 그 결과 각 기관/모델별 기후값을 정의하는 방법이 다르며, 다양한 기후대(예, 1990, 2000, 2010년대)를 포함하는 다양한 기간(예, 20년, 25년 등)의 기후 통계치를 이용하여 각각 예측하고자 하는 해의 편차를 계산하고 있다. 하지만 기후값을 어떻게 정의하느냐에 따라 분명 예측 편차는 달라질 것이다. 그렇다면 과연 Hindcast 기간에 따라 실제 기후값은 얼마나 변하는가? 기후값에 민감하지 않는 적절한 Hindcast 기간은 얼마인가? 다양한 Hindcast 기간의 자료를 활용한 다중모델앙상블(MME)에서는 기후값을 정의하는 가장 합리적인 방법은 무엇인가? 등과 같은 여러 가지 이슈에 대한 궁금증을 해결하기 위해 Hindcast 민감도 실험을 수행하게 되었다. 본격적인 민감도 실험에 앞서 우선 다양한 기관의 예측정보를 활용하여 MME 예측정보를 제공하고 있는 세계 유수 현업기관의 기후값 정의 및 운영 방식에 대한 현황을 조사하였으며, Hindcast 기간에 따른 민감도 실험 및 예측력 차이를 분석하였다.

5.1 계절예측 현업기관의 현황

5.1.1 국외 현황

현재 다양한 계절예측정보를 활용하여 MME 예측정보를 제공하고 있는 세계기상기구(WMO) 장기예보 선도센터(Lead Center for Long-Range Forecast; LC-LRF)는 WMO로부터 인증 받은 13개 전지구 장기예측자료생산센터(Global Producing Centre, GPC[11])로부터 예측 정보를 수집/공유, MME 예측정보를 생산/제공하고 있으며 13개

GPC 모델의 공통기간(17년; 1993-2009년)을 기후값으로 활용하여 예측하고자 하는 해의 편차를 계산하고 있다. 이는 변화하는 기후를 반영하기 위해 WMO가 GPC에게 Hindcast 기간을 2010년까지 확장하기를 꾸준히 권고한 결과이며, 2017년 봄철 예측부터 현재와 같은 1990년대부터 2000년대까지의 기후정보가 포함된 17년 공통기간을 활용하게 되었다(2017년 3월 이전 1983-2001년 평균을 기후값으로 사용).

국립해양대기국(National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA)의 연구과제로 시작된 북미지역 다중모델앙상블(North American Multi-Model Ensemble, NMME)은 미국 및 캐나다의 연구/현업기관의 기후모델을 활용한 MME 기후예측시스템을 운영하고 있으며, 7개 개별모델의 29년 공통기간(1982-2010년)을 기후값으로 활용하고 있다. NMME 홈페이지를 통해 제공되고 있는 국제 다중모델앙상블(International MME)은 EuroSIP(European Seasonal-to-Interannual Prediction) 프로젝트의 일환으로 3개의 유럽모델(ECMWF, Meteo-France, UKMO)과 NCEP CFSv2 모델을 활용한 MME 정보이며 NCEP/CPC 계절예측 전망(outlook)에 참고자료로 활용하고 있다. EuroSIP 원래의 계절예측정보는 물론 ECMWF 홈페이지에서도 확인 가능하다. 여기서 NCEP, ECMWF, Meteo-France 모델에 대해서는 3개 모델의 공통기간인 1991-2010년(20년)을 Hindcast 기간으로 사용하며, UKMO는 자체 23년(1993-2015년) Hindcast 기간을 활용하여 예측편차를 계산하고 있다. 이 외, 최근 MME 예측정보를 생산하기 시작한 C3S(Copernicus Climate Change Service)와 자체 모델 생산 대신 NMME에서 수집하는 예측정보를 수집, 통계적 보정기법(calibration)을 적용한 예측자료를 활용하는 국제기후·사회 연구소(International Research Institute for Climate and Society, IRI) 역시 개별모델의 공통기간을 기후값으로 활용하고 있다. 현재 다양한 개별모델의 예측자료를 활용하여 MME를 생산하고 있는 세계 유수현업기관의 기후값 운영방식을 정리해보면 대체적으로 개별모델의 공통 Hindcast 기간을 기후값으로 정의하고 있음을 확인할 수 있다(표 5.1).

11) Beijing, CPTEC, ECMWF, Exeter, Melbourne, Montreal, Moscow, Pretoria, Seoul, Tokyo, Toulouse, Washington, Offenbach

Table 5.1. Description of participating models in the multi-model ensemble (MME) predictions from several operational centers.

Institute	Model	Hindcast Period	Climatology
WMO LC-LRF[1]	BCC	1991-2010	common period 1993-2009
	CPTEC	1979-2010	
	SEAS5	1982-2016	
	Exeter	1993-2015	
	POAMA	1980-2011	
	MSC	1981-2010	
	HMC	1981-2010	
	SAWS	1982-2009	
	GLOSEA5	1991-2010	
	TCC	1979-2014	
	Toulouse	1993-2016	
	NCEP	1982-2010	
	DWD	1981-2015	
NMME[2]	NCEP CFSv2	1982-2010	common period 1982-2010
	NASA GEOS5	1981-present	
	NCAR CCSM3.0	1982-present	
	GFDL CM2.1	1982-present	
	GFDL CM2.5	1982-present	
	CanCM3	1981-2010	
	CanCM4	1981-2010	
EUROSIP[3]	NCEP CFSv2	1982-2010	common period 1991-2010 (except for UKMO)
	ECMWF	1981-2016	
	Meteo-France	1991-2014	
	UKMO	1993-2015	
C3S[4]	ECMWF	1981-2016	common period 1993-2015
	UKMO	1993-2015	
	Meteo-France	1991-2014	
IRI[5]	same model set with NMME (re-calibrated NMME)		common period 1982-2010

1. https://www.wmolc.org/contents2.php?sm_id=1&tm_id=1&cdepth=3&upnum=6&ca_id=116&s1=4&s2=1&t1=4
2. http://www.cpc.ncep.noaa.gov/products/NMME/users_guide.html
3. https://www.ecmwf.int/en/forecasts/documentation-and-support/long-range/seasonal-forecast-documentation/eurosip-user-guide/eurosip-operational-history
4. https://climate.copernicus.eu/seasonal-forecasts
5. https://climate.copernicus.eu/seasonal-forecasts

5.1.2 APCC 현황

APCC는 현재 10개국(대만, 러시아, 미국, 영국, 이탈리아, 일본, 중국, 캐나다, 한국, 호주) 14개 현업 및 연구기관(CWB, HMC, MGO, NASA, NCEP, UKMO, CMCC, JMA, BCC, MSC, APCC, PNU, KMA, BOM)의 기후모델로부터 향후 3개월 이상의 예측정보를 수집, MME 기법을 적용하여 매월 25일 경 APCC 홈페이지를 통해 고품질의 기후정보를 제공하고 있다. APCC MME에 참여하고 있는 개별모델 간 특성이 상이하며(예, 앙상블 수, 해상도, 예측 정보 길이 등; 표 5.2), 특히 개별모델의 Hindcast 기간은 1979년부터 2015년까지 그 범주가 상당히 넓음을 확인할 수 있다. 다양한 범위의 Hindcast 기간을 가진 개별모델을 활용하여 MME를 제공하기 시작했을 2000년대 후반에는 앞서 다른 현업기관들과 같이 개별모델의 공통기간을 활용했으며(21년; 1983-2003년), 참여모델의 변경/개선을 통해 현재는 23년(1983-2005)을 공통기간으로 사용하고 있다. 즉, 개별모델의 자체 23년 기후값으로 각 모델별 편차를 추정함으로써, 개별모델이 가지는 기후값에 대한 오차를 보정한 정보를 활용하여 MME를 수행하게 된다. 또한 동일한 23년 Hindcast 기간에 대해 개별모델의 예측력 평가를 함으로써 개별모델 및 MME 예측력을 객관적으로 비교 평가하여 검증결과 또한 홈페이지를 통해 제공하고 있다(http://www.apcc21.org/ser/hind.do?lang=en).

동일한 Hindcast 기간에 대한 개별모델 평가의 객관성/통일성을 위해 1983-2005년을 기준으로 MME에 활용하고 있는 현 현업시스템 내에서는 기후값을 정의하는 Hindcast 기간의 제약으로 인해 몇몇의 개별모델은 MME에 참여하지 못하는 상황이 발생하게 된다(예, GLOSEA5, BCC, UKMO, HMC; 표 5.2). 여기서, MGO는 Hindcast 실험이 관측 SST를 경계조건으로 처방한 SMIP-2(Seasonal Prediction Model Intercomparison Project-2)이기 때문에 CMIP(Coupled Model Intercomparison Project) 또는 SMIP/HFP(Historical Forecast Project) 실험인 다른 개별모델과의 객관적인 평가가 어렵기 때문에 현재 MME에서는 제외하고 있다. 하지만 현업 이외 센터 내/외 연구를 위한 자료로 활용할 수 있도록 매월 MGO로부터 예측정보를 수집, 표준화 작업 및 품질평가(quality control) 단계를 거치고 난 뒤 APCC 기후데이터 제공 시스템(APCC Data Service System, ADSS)를 통해 제공하고 있다(http://adss.apcc21.org).

최근 개선/개발되는 모델들의 Hindcast 기간은 점점 최근으로 이동/확장되는 경향을 보이고 있다. 예를 들어, 최근 해상도 및 물리과정을 개선한 CWB T119의 경우 Hindcast 기간이 2016년까지 확장되었으며(이전 시스템 CWB T42 Hindcast 기간: 1981-2005년), 앞서 설명한 바와 같이 WMO에서도 변화하는 기후를 반영하기 위해 최근 기후대를 포함한 자료생산을 GPC에게 권고한바 있다. 즉, 십여 전부터 APCC가 고수하고 있는 Hindcast 기간으로 인해 1) 현재 MME를 생산하는 다른 현업기관들에 비해 상대적으로 최근 기후가 반영되지 않았으며 그 기간 또한 23년으로 짧고, 2) 최근 개발된 최신 모델들이 APCC MME에 참여하지 못하는 한계점이 있음을 확인할 수 있다.

Table 5.2. Model description from 14 institutes and operational centers in 10 different countries that provides seasonal forecasts to APCC.

Institute	Model	Hindcast Exp.	Ens. (H/F)	Forecast Period	Hindcast Period	Note
APCC	SCoPS	CMIP	10/10	6	1982-2013	participating models in MME (common period: 1983-2005)
CMCC	CMCC-SPSv2	CMIP	9/9	11	1981-2005	
CWB	CWB	SMIP/HFP	30/30	6	1982-2017	
JMA	JMA/MRI-CPS2	CMIP	10/51	3(6)	1979-2014	
MSC	CanCM	CMIP	20/20	11	1981-2010	
NASA	GMAO	CMIP	10/11	8	1981-2010	
NCEP	CFSv2	CMIP	20/20	6(9)	1982-2010	
PNU	PNU CGCM	CMIP	5/5	6	1980-2015	
BOM	POAMA	CMIP	33/33	6	1983-2011	
MetOffice	UKMO	CMIP	12/42	5	1993-2015	non-participating models in MME
BCC	BCCV2	CMIP	24/24	6	1991-2015	
KMA	GLOSEA5	CMIP	12/42	6	1991-2010	
HMC	HMC	SMIP/HFP	10/20	4	1985-2010	
MGO	MGOAM2	SMIP-2	6/10	3	1979-2004	

5.2 Hindcast 민감도 실험

5.2.1 기후값을 정의하는 기간에 대한 민감도 실험

5.1장에서 살펴본 바와 같이 MME를 활용하여 계절예측정보를 제공하고 있는 현업기관은 다양한 Hindcast 기간을 활용하여 기후값을 정의하고 있다. 가장 짧게는 17년(WMO LC-LRF)에서 가장 길게는 29년(NMME, IRI)으로 APCC는 23년으로 상대적으로 짧은 편에 속한다. 그렇다면 기후값을 정의하는 기간에 따른 평균값의 차이가 있는가? 또한 기후값에 민감하지 않는 기간은 몇 년인가? 이를 확인하기 위해 총 39년(1979-2017년) 관측자료를 활용하여 17년, 18년…30년 평균 기후값에 대한 민감도 실험을 수행하였다. 예를 들어 17년 기간의 평균을 기후값으로 활용하는 경우 총 39년의 자료 중 17년씩 이동 평균한 23개의 기후값들을 추정할 수 있으며(clim1-clim23, 그림 5.1), 23개의 기후값들 중 최고와 최저값의 차이(즉, maximum difference)를 계절별/변수별로 살펴보았다. 30년 기간의 평균을 기후값으로 활용하는 경우는 동일한 방법으로 10개의 기후값을 추정할 수 있고 이를 활용한 결과이다.

민감도 실험을 위해 본 연구에서 사용된 관측 자료는 현재 APCC 현업시스템에서 검증을 위해 활용되는 자료로 1979-2017년(39년) 기간의 NCEP-II 재분석 자료(기온; Kanamitsu et al., 2002)와 CAMS-OPI(강수; Janowiak and Xie, 1999)이다. 또한 해수면 온도는 미국 해양대기청의 기후진단센터에서 실시간으로 제공되는 최적내삽법을 활용한 1982-3017년(36년) 기간의 해수면온도(OISST; Reynolds et al., 2002)를 사용하였다. 활용가능한 전체기간의 관측자료를 이용하여 기후값을 정의하는 기간(17, 18, 19…30년까지)에 대한 기온, 강수, 해수면 온도의 민감도 정도(즉, maximum difference)는 Appendix 6-8에 모두 나타내었으며, 그림 5.2-4는 그 중 18년, 22년, 26년, 30년에 대한 민감도를 나타내었다. 예상 가능하듯이, 단기간에 비해 장기간을 평균한 통계치의 경우 기온에 대해서 지역별/변수별 기후값의 차이가 민감하지 않은 것을 알 수 있다. 즉, WMO에서 권고하는 30년의 장기간 평균을 기후값으로 정의할 경우 전구 대부분의 지역에서 차이가 없으며, 이는 강수 및 해수면온도에서도 동일한 결과를 보였다. 하지만 20년 이하의 기간을 기후값으로 정의하는 경우 특히 북극해와 남극대륙지역에서 3°C 이상 온

도 차이가 나타나고 있으며(일부 지역에서는 4°C 이상의 기온 차이를 보임), 대체적으로 해양보다는 대륙에서 기후값 기간에 따른 민감도가 상대적으로 큰 것으로 나타났다(그림 5.2). 계절별로 살펴보면 여름/가을철에는 남극 대륙 및 로스해 부근에서, 봄/가을/겨울철은 북극해(특히, 바렌츠 해에서 동시베리아 해까지)에서 민감도가 크게 나타나고 있다. 이는 지난 39년 동안 온난화에 따른 기온 증가가 큰 지역과 일치한다(그림 5.5a). 즉, 가을철을 예로 들면 10년에 2°이상 온도 증가를 보이는 바렌츠 해에서 동시베리아 해까지 지역은 기후값을 정의하는 기간에 따른 기온의 민감도가 큰 것을 확인할 수 있다. APCC가 사용하고 있는 23년 기간 평균에 대한 기후값의 경우 여름철을 제외하고는 북극해 지역에서 3°C 이상의 큰 기온 차이를, 그린란드 지역에서도 1.5°C 이상의 차이를 보이며 여전히 민감한 것으로 나타났다. 반면, 27-28년 이상의 기간을 평균했을 경우 대부분의 대륙에서 기후값 정의에 따른 온도 차이가 1°C 미만으로 민감도가 크지 않은 것으로 나타났다.

온도와 달리 강수는 대부분 적도 해양(특히, 서태평양 및 Maritime continent)과 남미 북부지역에서 기후값을 정의하는 기간에 따른 민감도가 크게 나타나고 있으며(그림 5.3), 이 또한 지난 39년 동안 강수의 증가/감소가 크게 나타난 지역과 일치한다(그림 5.5b). 특히, 20년 이하의 기간을 기후값으로 정의할 경우 봄철과 겨울철 필리핀 해 및 서태평양 지역에서는 2mm/day 이상의 강수 차이를 보였으며, 겨울철은 25년 평균한 기후값에서도 여전히 서태평양에서 2mm/day 이상의 강수차가 나타나고 있음을 확인할 수 있다. 온난화에 따른 기온증가가 해양에 비해 육지에서 크게 나타나는 것과 동일하게 기후값을 정의하는 기간에 대한 민감도 역시 해수면온도가 기온에 비해 약하게 나타났다(그림 5.4). 지역적으로 북서태평양, 베링 해, 래브라도 해, 그린란드 해에서 20년 이하의 기간을 기후값으로 정의할 경우 1°C 이상의 해수면온도 차이를 보이며, 계절별 차이 또한 크지 않은 것으로 나타났다. 기후값을 정의하는 기간에 따른 민감도 실험 결과를 정리해보면, 20년 이하의 기간을 활용할 경우 어느 기후대를 포함하느냐에 따라 모든 변수에서 민감도가 크게 나타나며, 특히 기온의 경우 다른 변수에 비해 기후값 기간에 따른 민감도가 크며 27-28년 정도의 기간을 기후값으로 정의는 것이 적절한 것으로 관측결과 나타났다.

다음으로 관측에서 수행했던 동일한 분석을 개별모델에도 적용해보았다. 단, 개별모델은

각 모델이 활용가능한 모든 Hindcast 자료를 사용하였다. 즉 CWB의 경우 1982-2016년(35년)의 자료를 활용하여 17년, 18년…30년 평균한 기후값들의 차이를 살펴보았으며, POAMA는 1983-2011년(28년)의 자료를 활용하여 민감도 실험을 수행하였다. 대부분의 모델들은 관측과 유사하게 해양에 비해 대륙에서, 봄/가을/겨울철 북극지역에서 기온에 대한 민감도가 크게 나타나고, 강수에 대해서는 적도 태평양지역(특히, 겨울철 날짜변경선 부근 서태평양 지역)에서 민감도가 크게 나타났다. 하지만 개별모델은 관측에 비해 기온 및 강수의 경년변동 및 계절/지역별 변동성을 일반적으로 약하게 모의하면서 Hindcast 기간에 따른 민감도 또한 관측에 비해 작은 것으로 나타났다. 예를 들어, MSC의 경우 20년 이하의 Hindcast 기간을 기후값으로 정의할 경우 대부분의 지역에서 1°C 이하의 기온 차이를 보이며, 관측에 비해 모든 계절에 걸쳐 기후값 기간에 따른 기온 민감도가 작은 것을 확인 할 수 있으며(그림 5.6), 다른 변수도 동일한 결과를 보였다. 이는 대부분의 모델들이 관측에 비해 온난화 경향을 약하게 모의하는 것과 일치하는 결과이다(그림 5.7; Min et al., 2017). NCEP을 다시 예로 들면, NCEP 모델과 동일한 기간(1983-2010년)에 대한 관측의 온난화 경향을 보면 북극지역에서 10년에 2℃ 이상의 온도 증가를 보이는 반면(그림 5.7a) NCEP의 경우 관측보다 낮은 1℃정도의 증가를 보였다(그림 5.7c). 기온과 달리 강수는 모델별 증가/감소 경향의 지역적 편차가 크며 관측과도 다소 다른 공간패턴을 보이기도 하지만 적도 서태평양을 제외하고는 대부분의 지역에서 전반적으로 관측에 비해 민감도 정도는 작은 것으로 나타났다.

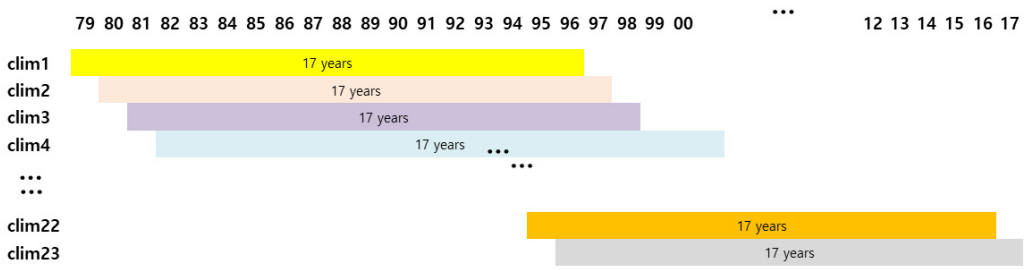


Figure 5.1. Example of sensitivity test for hindcast experiments with respect to the 17-year climatology using 39-year (1979-2017) historical data.

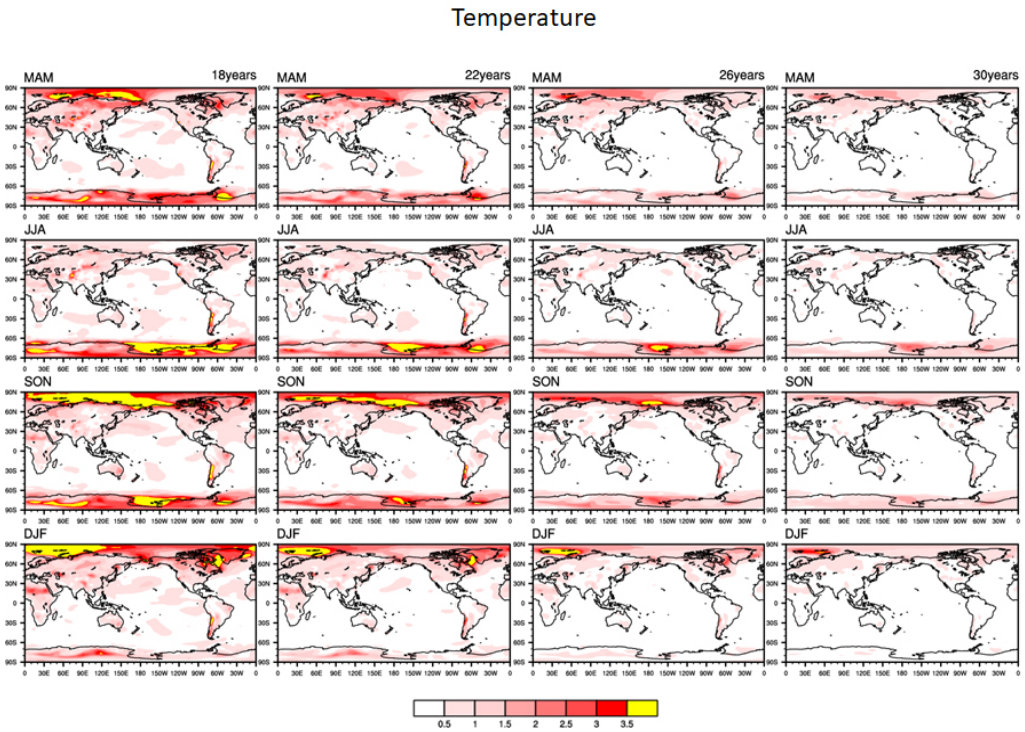


Figure 5.2. Maximum difference of several climatologies with respect to the different period (18, 22, 26, and 30 years) for observed seasonal mean temperature.

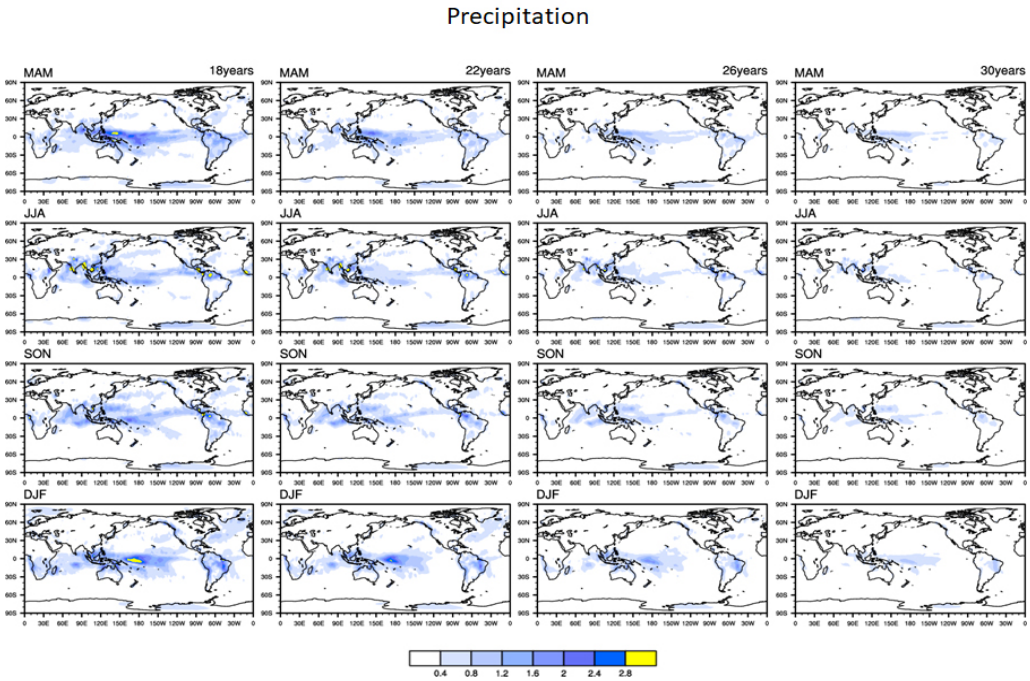


Figure 5.3. Same as Figure 5.2, except for precipitation.

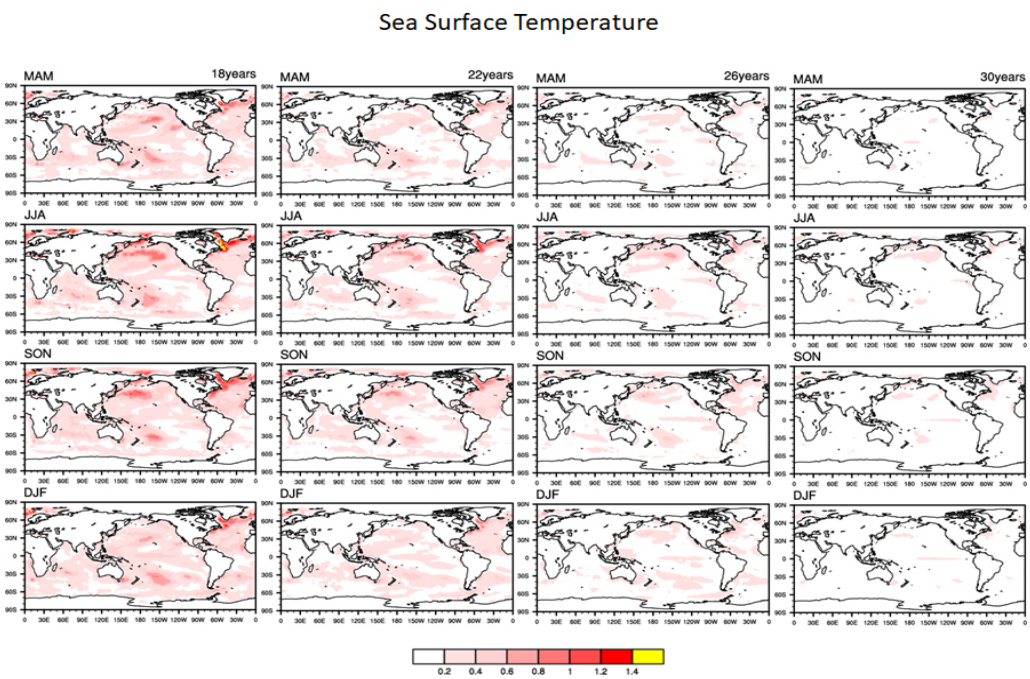


Figure 5.4. Same as Figure 5.2, except for sea surface temperature.

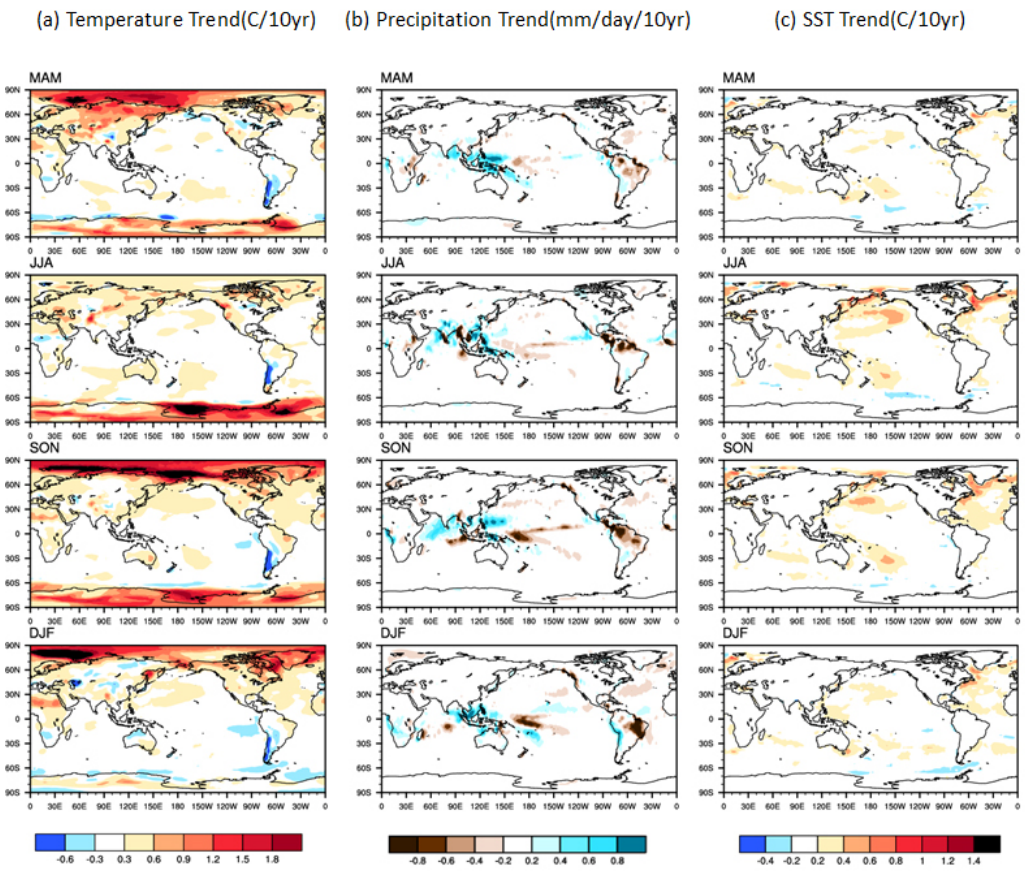


Figure 5.5. Trends of observed seasonal mean (a) temperature (°C/10-year) and (b) precipitation (mm/day/10-year) from 1979-2017, and sea surface temperature (°C/10-year) from 1982-2017.

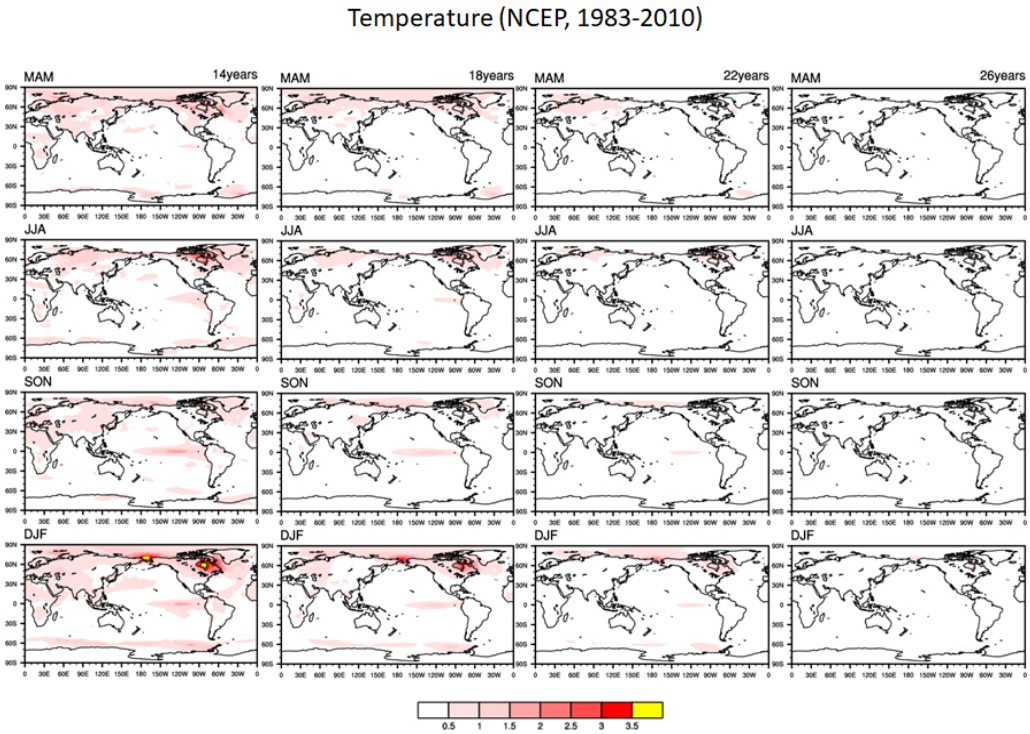


Figure 5.6. Maximum difference of several climatologies with respect to the different period (14, 18, 22, and 26 years) for seasonal mean temperature from NCEP model using 28-year hindcast (1983-2010).

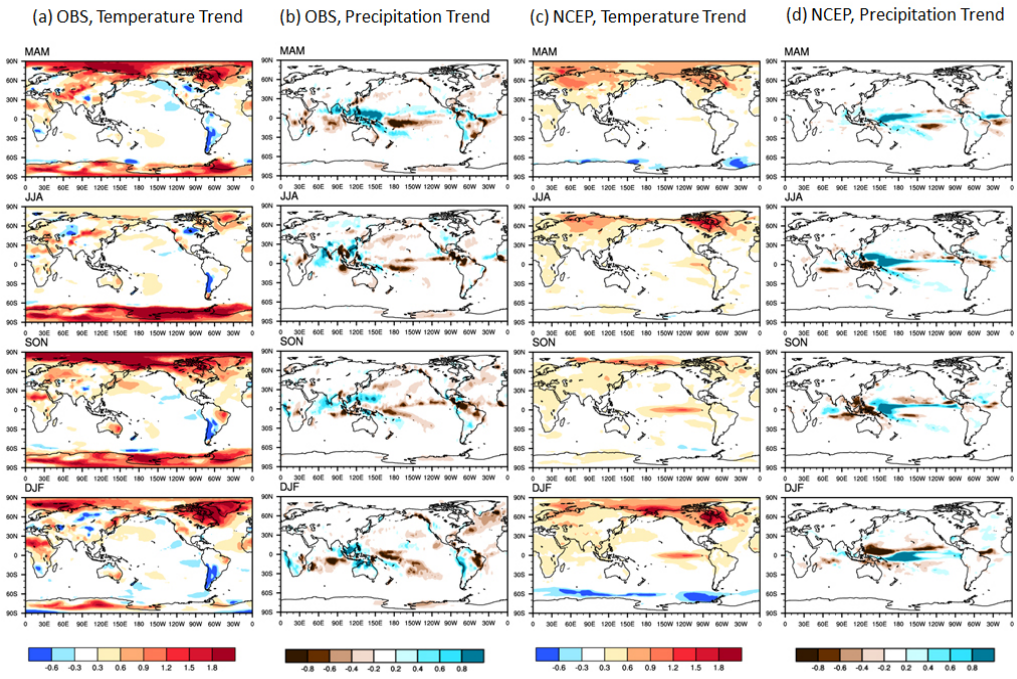


Figure 5.7. Trends of seasonal mean (a, c) temperature (°C/10-year) and (b, d) precipitation (mm/day/10-year) from observation and NCEP model for the period of 1982-2010.

5.2.2 기후값을 정의하는 기후대에 따른 민감도 실험

앞선 실험을 통해 현재 APCC가 고수하고 있는 23년의 기간 평균 기후값은 변수/지역/계절별 기후값에 따른 차이가 존재하며(특히, 기온), 적어도 27-28년 정도의 기간을 활용할 경우 기후값 기간에 따른 민감도가 크지 않음을 관측을 통해 확인하였다. 모델의 경우 모델별로 조금씩의 차이가 있긴 하지만 대부분 관측에 비해서는 Hindcast 기간에 따른 민감도가 상대적으로 작은 경향을 보였다. 즉, 새롭게 참여하는 개별 모델 및 환경에 대한 적응보다는 이전부터 참여하고 있는 개별모델들의 공통기간을 기준으로 Hindcast 기간을 정의함으로써 현재 APCC가 활용하고 있는 23년은 기후값 기간에 따라 민감하게 반응하며, 또한 MME에 참여하지 못하는 모델들이 발생하게 되는 한계점을 파악하였다. APCC MME 한계점을 개선하기 위한 방안을 마련하고자 기후값 범위에 따른 민감도 실험을 수행하였다. 즉, 다양한 기후대를 포함하고 있는 개별모델들의 자체 Hindcast 기간을 평균한 기후값들 간의 평균 차이가 통계적으로 유의하지 않다면(민감하지 않다면), 개

별모델의 공통기간이 아닌 개별모델 자체 기후값을 사용할 수 있으며 이는 결과적으로 좀 더 다양한 모델을 MME에 활용가능 할 것이다.

현재 APCC MME에 참여하고 있는 개별모델의 Hindcast 기간을 살펴보면, CMCC 모델을 제외하면 나머지 8개 모델은 모두 Hindcast 자료가 2010년까지 가능하다(표 5.2). 여기서 만약 2005-2010년(5년)의 차이가 기후값에 영향을 미치지 않는다면 APCC Hindcast 기간을 2010년까지 확장 가능하며, 이는 기후값을 정의하는 기간에 따른 민감도가 상대적으로 작고 좀 더 긴 기간(즉, 28년)을 평균한 기후값을 활용할 수 있게 된다. 이를 위해, 23년(1983-2005년; 8305clim)과 28년(1983-2010; 8310clim) 기간을 평균한 기후값 차이가 통계적으로 유의한지를 살펴보기 위해 관측 자료를 활용하여 변수별, 계절별로 t-test를 수행하였다. 그 결과, 모든 변수(기온, 강수, 500hPa 지위고도, 해수면 온도)에 대해 전구 대부분의 지역에서는 2개의 기후값(8305clim, 8310clim)에 따른 차이가 없는 것으로 나타났다(5% 유의수준; 그림 미 제시). 즉, 2005-2010년 차이에 따른 기후값의 차이는 통계적으로 유의하지 않기 때문에, CMCC는 23년을 기준으로 기후값을, 나머지 8개 모델은 28년을 기준으로 기후값을 사용해도 예측하고자하는 해의 편차에는 영향이 없음을 확인하였다. 이를 통해 APCC MME의 23년으로 다소 짧았던 Hindcast 기간을 28년으로 확장 가능할 것으로 보인다.

Hindcast 기간을 2010년으로 확장하게 되면 기존에 23년의 기간으로 참여하지 못했던 4개 모델들(즉, Hindcast 기간이 최근으로 shift 되었던 모델; BCC, HMC, GLOSEA5, UKMO)에 대한 MME 활용 가능성도 높아지게 된다. 하지만 4개 모델들의 Hindcast 시작 해가 서로 다르기 때문에 동일하게 2010년까지라고 할지라도 기후값을 정의하기 위한 기간이 각각 다르다. 예를 들어 UKMO의 경우 1993-2010년(18년; 9310clim), BCC와 GLOSEA5는 1991-2010년(20년; 9110clim), HMC는 1985-2010년(26년; 8510clim)을 활용할 수 있다. 개별모델 자체 Hindcast 기간을 활용하기에 앞서, 8310clim과 모델 각각의 기후값과의 차이가 유의한지에 대한 통계적 분석이 필요하다. 따라서, 4개 모델이 활용하게 될 각각 기간의 평균값과 8310clim과의 t-test를 수행하였다. 그 결과, HMC의 8510clim과 BCC, GLOSEA5의 9110clim은 모든 변수에 대해서 전구 모든 지역에서 8210clim과 차이가 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났다. Hindcast 기간이 가장 최근으로 shift 되어 있는 UKMO의 경우(9310clim), 특히

온난화 경향이 상대적으로 크게 나타나는 최근 기후대가 포함되어 있기 때문에 다른 두 기간의 기후값(8310clim, 9110clim)에 비해 8310clim과이 차이가 존재할 것으로 예상하였다. 그 결과, 강수, 500hPa 지위고도, 해수면 온도에 대해서는 8310clim과의 차이가 없고, 기온에 대해서 가을철 극히 일부분(그린란드 북쪽 링컨 해)에서 유의수준 10% 정도가 되어야 8310clim과의 기후값 차이가 있음을 확인할 수 있다(그림 5.8). 즉, 4개 모델 각각의 Hindcast 기간을 기후값으로 활용할 경우 8310clim과의 기후값 차이가 통계적으로 유의하지 않음을 관측을 통해 확인하였다(5% 유의수준). 동일한 실험은 개별 모델에 수행한 결과 관측과 일치하는 결과를 보였다. 이는, 4개 모델 각각의 Hindcast 기간을 활용하여 예측하고자 하는 해의 편차를 추정해도 무방함을 의미하며, 결과적으로 Hindcast 기간 제약으로 활용하지 못했던 4개의 모델을 APCC MME에 참여시킬 수 있을 것으로 판단된다.

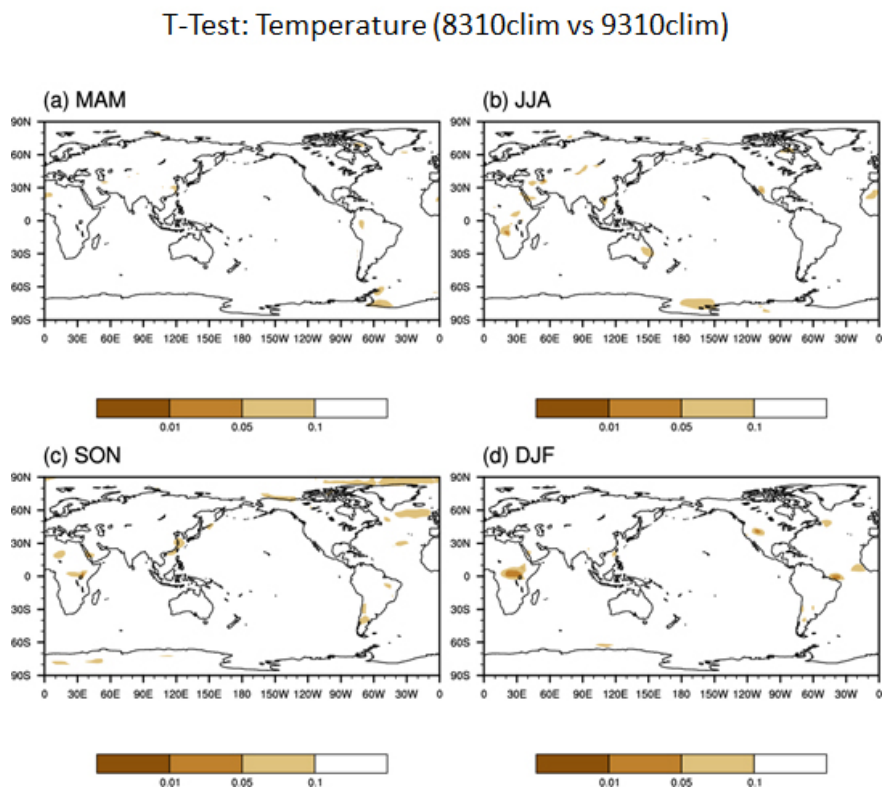


Figure 5.8. T-test between two climatologies for 1983-2010 (8310clim) and 1993-2010 (9310clim) of observed seasonal mean temperature. Shaded areas are the regions where the 8310clim and 9310clim statistically differ at the 1%, 5%, and 10% significance level.

5.3 개별모델 활용 방안

앞선 2개의 실험(즉, 기후값을 정의하는 기간 및 기후대에 따른 민감도)을 통해 1983-2010년(28년)에 대한 기간을 평균한 기후값을 활용하는 것이 Hindcast 기간에 따른 민감도가 작고, APCC 개별모델 활용도 또한 높은 것을 확인하였다. 그렇다면 과연 Hindcast 기간 연장(23년→28년)으로 다양한 모델을 활용한 경우(개별모델 자체 기후값 사용), 기존의 9개 모델을 활용한 MME(개별모델 공통기간을 기후값으로 사용)와 실제 예측력의 차이는 있는가? 이를 살펴보기 위해 5.3장에서는 Hindcast 민감도 실험을 통해 새롭게 활용 가능한 4개 개별모델에 대한 예측력 평가 및 MME 예측력을 비교평가를 하였다.

5.3.1 개별모델 예측력 평가

앞서 표 5.2에서 나타난 바와 같이, 기존의 9개 모델(APCC, CMCC, CWB, JMA, MSC, NASA, NCEP, PNU, POAMA)과 추가 될 4개 모델(UKMO, GLOSEA5, BCC, HMC)의 Hindcast 기간은 상당히 상이하여 객관적인 Hindcast 평가는 어려운 실정이다. 즉, 동일 Hindcast 기간이 아닌 이상 강한 외부 강제력이 존재했던(예, 엘니뇨/라니냐 등) 해가 얼마나 들어가느냐에 따라 예측력은 달라질 수 있다. 또한, 본 연구는 현업적인 측면에서 APCC MME 실시간 예측정보 향상/개선에 도움이 되는 방안마련이 최종 목표이기 때문에 실시간 예측정보에 중점을 두고 분석하였다. 따라서 본 연구에서는 13개 모델의 실시간 예측정보 중 대부분의 모델 자료(CMCC, BCC, GLOSEA5 제외)가 존재하는 2014년부터 2017년까지 최근 4년 기간에 대한 예측력을 평가하였다. 지난 4년간 개별모델 예측 편차 추정 시 사용된 Hindcast 기간은 앞선 민감도 실험의 결과로 표 5.3과 같다. BCC는 다른 모델에 비해 실시간 예측자료가 작아서 다른 모델과의 객관적인 비교가 어려워 본 연구 대부분의 분석에서 제외되었다.

그림 5.9는 개별모델의 최근 4년간 전구 기온 및 강수에 대한 PCC(Pattern Correlation Coefficient) 결과이다. 기존 MME에 활용하고 있는 9개 모델과 비교하여 새롭게 추가될 4개 모델의 예측력을 살펴보면 GLOSEA5와 UKMO는 모든 기간에 대해서 9개 모델에 비해 기온 예측력이 높게 나타났으며(막대 그래프; 9개 모델 평균 PCC와의 차이), 강수는

몇몇의 경우를 제외하고는 기온과 동일한 결과를 보였다. 이에 반해 HMC는 기온, 강수 모두 9개 모델 평균 예측력보다 예측력이 낮으며, BCC는 실시간 자료가 존재하는 기간에 대해서 기온은 9개 모델 평균 예측력보다 높지만 강수는 반대의 결과를 보였다. 또한 APCC 관심 지역으로 세분화 하여 예측력을 살펴보아도 동일한 결과를 확인 할 수 있다(그림 5.10). 즉, GLOSEA5와 UKMO는 대부분의 지역에서 기온, 강수 모두 9개 모델 평균 예측력 보다 높게 나타나며 최상위 그룹에 속하는 것을 알 수 있다(강수 남미지역 제외).

관측과의 공간 상관도와 더불어(그림 5.9-5.10), 최근 4년간 기온 및 강수의 경년변동성에 대한 상관도를 그림 5.11-12에 나타내었다. 현재 APCC MME에 참여하고 있는 9개 모델이 모의한 최근 4년간 기온에 대한 TCC(Temporal Correlation Coefficient)는 0.23-0.34 범위를 가지며, 적도해양에서 상대적으로 높은 예측력을 보였다. 특히 GLOSEA5와 UKMO는 13개 모델 중 가장 높은 예측력을 보이며, 특히 북태평양 및 인도양 등 해양에서 예측력이 높게 나타났다. 전구 평균 TCC 값을 비교해보면 9개 모델 평균 예측력 0.28에 비해 상당히 높은 0.37과 0.38 값을 보였다. 흥미롭게도 GLOSEA5는 아시아 지역에서, UKMO는 동유럽지역에서 기온에 대한 예측력이 다른 개별모델에 비해 높게 나타나는 경향을 보였다. 이에 반해 HMC는 TCC=0.18로 9개 모델 평균 예측력에 못 미치는 결과를 보였다. 강수 또한 비슷한 결과를 보이며, GLOSEA5와 UKMO는 9개 모델 평균 예측력(0.11)보다 높은 TCC=0.15로 나타났다.

Table 5.3. Description of real-time forecast and hindcast information from fourteen models used in the study.

Institute	Model	Forecast Period	Hindcast Period for Climatology
APCC	SCoPS	2014JFM-2017/18DJF	1983-2010 (common period)
CWB	CWB	2014JFM-2017/18DJF	
JMA	JMA/MRI-CPS2	2014JFM-2017/18DJF	
MSC	CanCM	2014JFM-2017/18DJF	
NASA	GMAO	2014JFM-2017/18DJF	
NCEP	CFSv2	2014JFM-2017/18DJF	
PNU	PNU CGCM	2014JFM-2017/18DJF	
BOM	POAMA	2014JFM-2017/18DJF	
CMCC	CMCC-SPSv2	**2014MJJ**-2017/18DJF	1983-2005
MetOffice	UKMO	2014JFM-2017/18DJF	1993-2010
BCC	BCCV2	**2016FMA-2017MAM**	1991-2010
KMA	GLOSEA5	**2014JAS**-2017/18DJF	1991-2010
HMC	HMC	2014JFM-2017/18DJF	1985-2010

※ Bold: Forecast periods are not fully covered for the period 2014JFM-2017/18DJF.

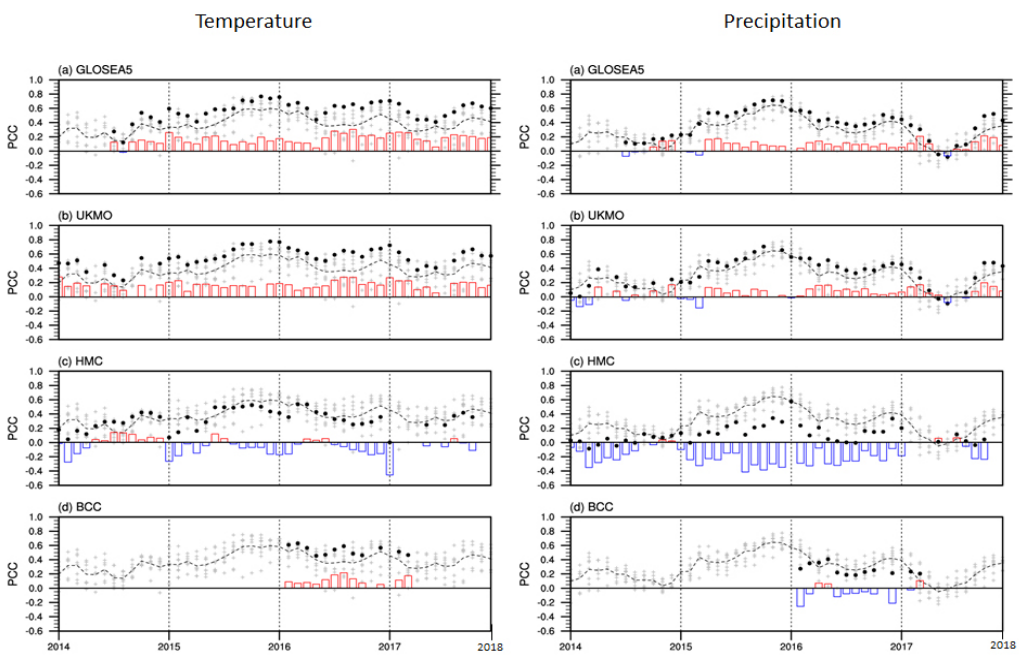


Figure 5.9. Pattern correlation coefficients (PCCs) of 3-month mean global temperature and precipitation from GLOSEA5, UKMO, HMC, and BCC for 2014-2017 (dot with black color) as compared with 9 individual models (plus with grey color) and their mean PCC (dashed line). Histograms indicate skill difference between four models and averaged PCC of 9 individual models.

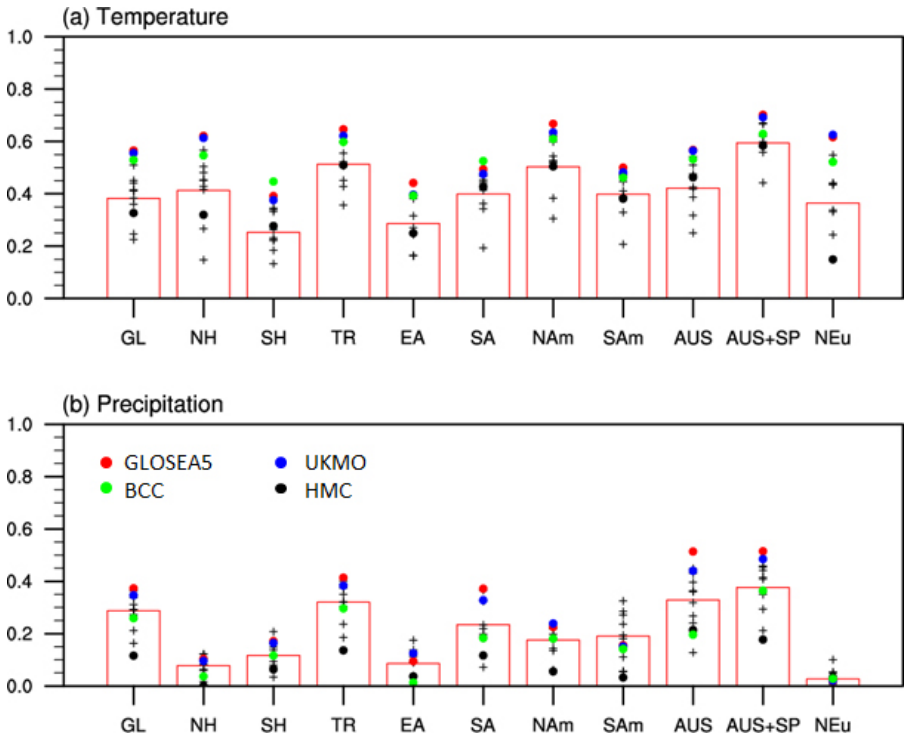


Figure 5.10. Averaged PCCs over the period 2014-2017 of 3-month mean temperature and precipitation from four models (GLOSEA5, UKMO, BCC, and HMC; circle with different colors) and 9 individual models (plus with black color) for each region. Histograms indicate mean PCCs of 9 individual models. GL: globe, NH: northern hemisphere, SH; southern hemisphere, TR: tropics, EA: east Asia, SA: south Asia, NAm: north USA, SAm: south USA, AUS: australia, AUS+SP: australia+south Pacific, NEU: northern Eurasia.

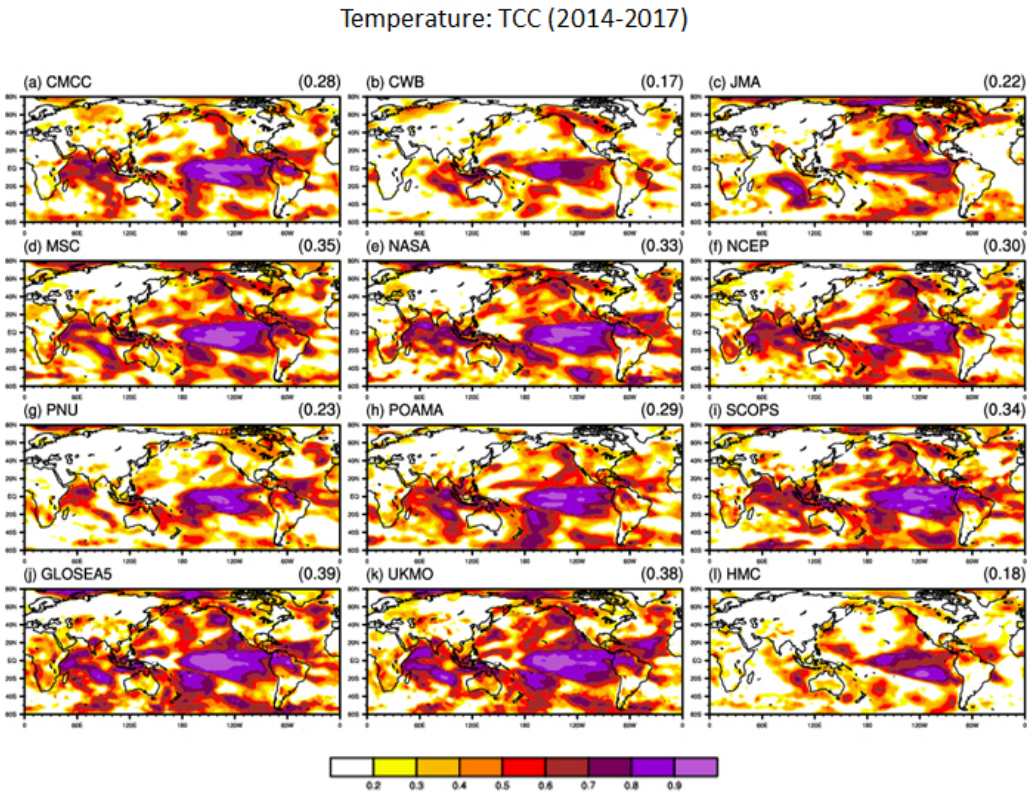


Figure 5.11. Temporal correlation coefficients (TCCs) of seasonal mean temperature from individual models for the period 2013JFM-2017/18DJF (except for CMCC, GLOSEA5 and BCC; details in Table 5.3). Averaged TCCs over the globe are displayed for each model.

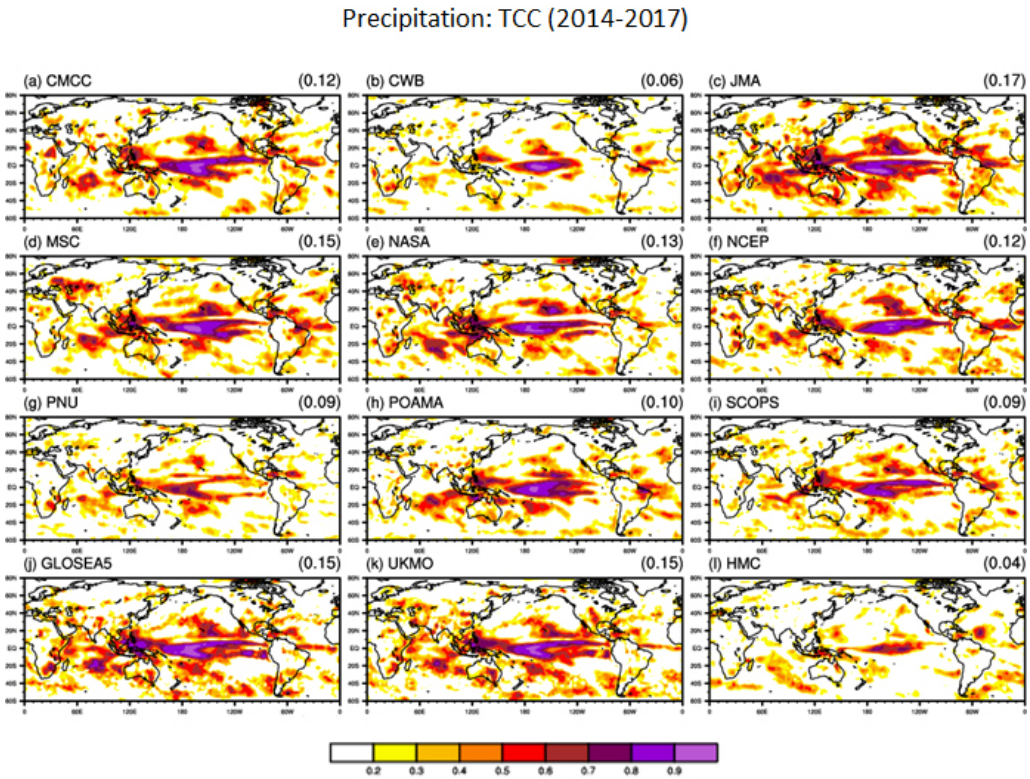


Figure 5.12. Same as Figure 5.11, except for precipitation.

5.3.2 MME 예측력 평가

앞선 분석을 통해 4개 모델 중 GLOSEA5와 UKMO는 전구 및 대부분의 지역에서 기온/강수 모두 기존의 9개 모델 평균 예측력보다 상당히 높은 결과를 보였다. MME의 예측력은 개별모델의 평균 예측력에 비례하고 개별모델간의 상호 의존성(독립성 반대개념)에 반비례하기 때문에(Yoo and Kang, 2005), 예측력 높은 모델의 참여는 MME 예측력 증가에 긍정적인 효과를 가져 올 것으로 예상된다. 이를 확인하기 위해 개별모델 자체 Hindcast 기간을 기후값으로 활용한 모델들을 추가한 MME와 개별모델의 공통 Hindcast 기간을 활용하는 현업 MME와의 예측력 차이를 살펴보았다. 즉, GLOSEA5, UKMO, HMC 모델을 하나씩 추가한 MME(SCM1, SCM2, SCM3)와 기존의 9개 모델을 활용한 MME(SCM)와 예측력을 비교 평가하였다. 각 실험에 대한 설명은 표 5.4에 요약해서 나타내었다. 여기서 SCM3 실험은 9개 개별모델 평균 예측력보다 대체적으로 낮은 HMC를

추가함으로써 비록 예측력은 낮지만 MME에 참여하는 모델 수 증가(개별모델간의 독립성 증가)에 따른 MME 효과를 살펴보기 위해 수행하였다. 본 연구에서 개별모델의 예측정보는 동일한 가중치로 단순 평균하는 방법을 사용하였다.

우선 개별모델에 대한 SCM 예측력을 살펴보았다(그림 5.13). 9개 모델을 활용하여 단순 평균한 SCM의 경우 최근 4년 전구 평균 기온 및 강수에 대해서 대체적으로 개별모델 및 9개 모델 평균 예측력보다 높은 PCC 값을 보이고 있으며, 개별모델의 예측결과가 관측과 반대 경향을 보일 때(즉, 예측력이 음의 값을 가질 때) SCM은 개별모델 평균 예측력보다 낮게 나타났다(2017MJJ). 이는 Yoo and Kang(2005)에서 언급한 바와 같이 MME의 예측력은 개별모델이 평균 예측력에 비례함을 확인할 수 있다. 또한, ENSO 변동성에 따라 실시간 예측정보의 정확도가 달라지며 즉, 강한 엘니뇨의 경우 전구 평균 기온 및 강수 예측 정확도는 상당히 높게 나타나고(예, 2015-16) ENSO 중립 및 약한 라니냐 기간은 상대적으로 예측 정확도가 낮게 나타났다(예, 2014, 2017년).

동일한 기간에 대해 참여모델을 하나씩 추가하면서 SCM을 수행한 결과 전구 기온부터 살펴보면(그림 5.14), 3개의 모델 중 가장 예측력이 높은 GLOSEA5 모델을 MME에 추가했을 경우(SCM1) 예상대로 SCM에 비해 예측력이 높으며, 2014JFM-JJA 기간을 제외한 기간 평균 약 2.6% 예측력 향상을 보였다(GLOSEA5 2014JAS 부터 예측정보 활용 가능). GLOSEA5와 UKMO 2개의 모델을 추가했을 경우 GLOSEA5 모델만 추가한 SCM1에 비해서도 대체적으로 예측력 향상을 보였다(기간평균 약 4.9% 예측력 증가). 예측력 높은 모델 및 모델 수의 증가에 따른 예측력 향상은 전구 뿐만 아니라 지역적으로도 유사한 결과를 보였다(그림 5.16). 즉, SCM3의 남반구를 제외하고는 모든 지역에서 기존의 9개 모델을 활용한 MME(SCM)에 비해 SCM1, SCM2, SCM3에서 예측력 향상을 보였고, 지역적으로 차이는 있지만 SCM2와 SCM3에서 대체적으로 예측력 향상이 크게 나타났다. 강수의 경우 개별모델 추가에 따른 MME 예측력의 변화는 기온에 비해 크진 않지만 대체적으로 SCM1, SCM2가 SCM에 비해 예측력이 증가함을 보였다(그림 5.15). 하지만 강수의 경우 일부 특정 기간(즉, MME 예측력이 상당히 낮았던 기간)에서 약 30% 이상의 높은 예측력 향상을 보였다. 즉, 관측과의 강수 공간 상관도 PCC가 0.2보다 낮았던 2014년 가을, 2017년 봄-여름의 경우 예측력 높은 모델의 추가(SCM1, SCM2) 및 참여모델 수의 증가(SCM3)에 따른 MME 예측력 향상이 크게 나타났다. 즉, 예측력 높은

모델 참여 및 참여모델 수 증가는 전반적으로 예측력이 낮은 경우에 상대적으로 MME에 따른 예측력 향상 효과가 크게 나타남을 의미한다. 이는 보통 예측력이 낮은 지역 및 변수에서(즉, 예측력 향상 시킬 가능성이 높은 경우) MME 효과가 크게 나타나는 것과 일치하는 결과이다(Min et al., 2014). 하지만 SCM3의 경우 기온에 대해서는 어느 정도 긍정적일 효과를 보이고 있지만, 강수의 경우 예측력 향상에 반대 영향을 미치기도 한다. 따라서 MME 예측력에 영향을 미치는 개별모델의 평균 예측력과 개별모델의 독립성 중 어떤 인자가 지역/계절/변수별로 더 중요한 요소인지에 대한 상세 분석이 필요할 것으로 판단된다.

Table 5.4. Description of MME experiments with different number of participating models.

Experiment	Description
SCM	Simple averaged MME with equal weighting from 9 models (APCC, CMCC, CWB, JMA, JSC, NASA, NCEP, PNU, POAMA)
SCM1	SCM+GLOSEA5 (10 models)
SCM2	SCM+GLOSEA5+UKMO (11 models)
SCM3	SCM+GLOSEA5+UKMO+HMC (12 models)

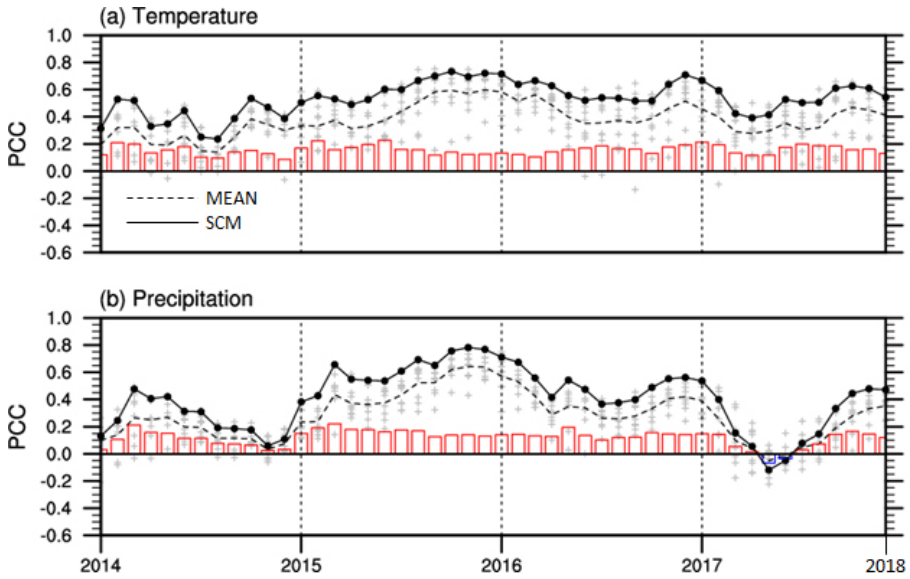


Figure 5.13. Pattern correlation coefficients (PCCs) of 3-month mean global temperature and precipitation from simple averaged MME with equal weighting (SCM; solid line), mean of 9 models' PCC (MEAN; dashed line) and 9 individual models (plus with grey color). Histograms indicate skill improvement of SCM as compared with MEAN.

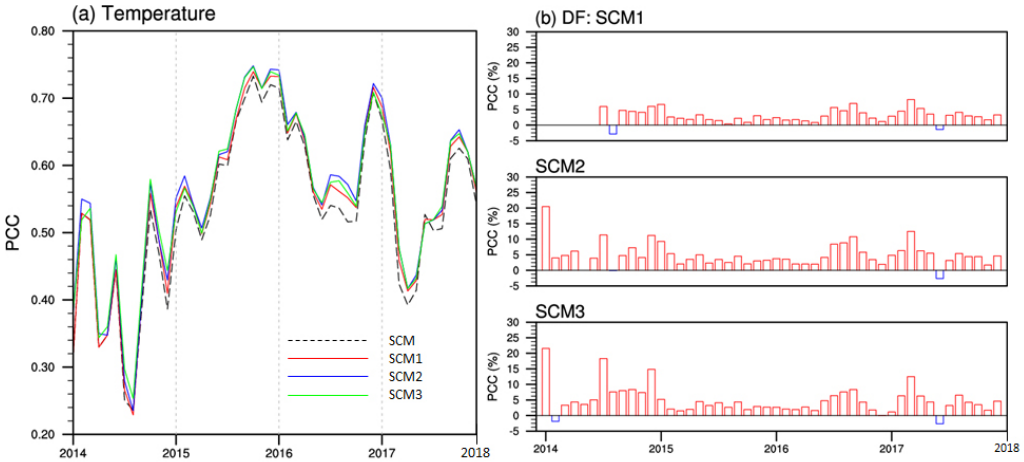


Figure 5.14. (a) Pattern correlation coefficients (PCCs) of 3-month mean global temperature from different MMEs (SCM, SCM1, SCM2, SCM3). (b) Skill improvement of SCM1, SCM2, and SCM3 as compared with SCM (PCC, %).

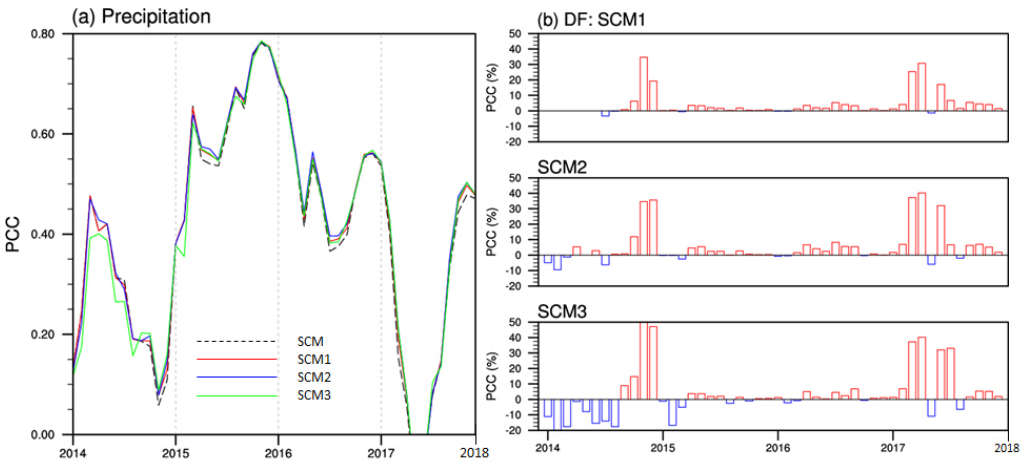


Figure 5.15. Same as Figure 5.14, except for precipitation.

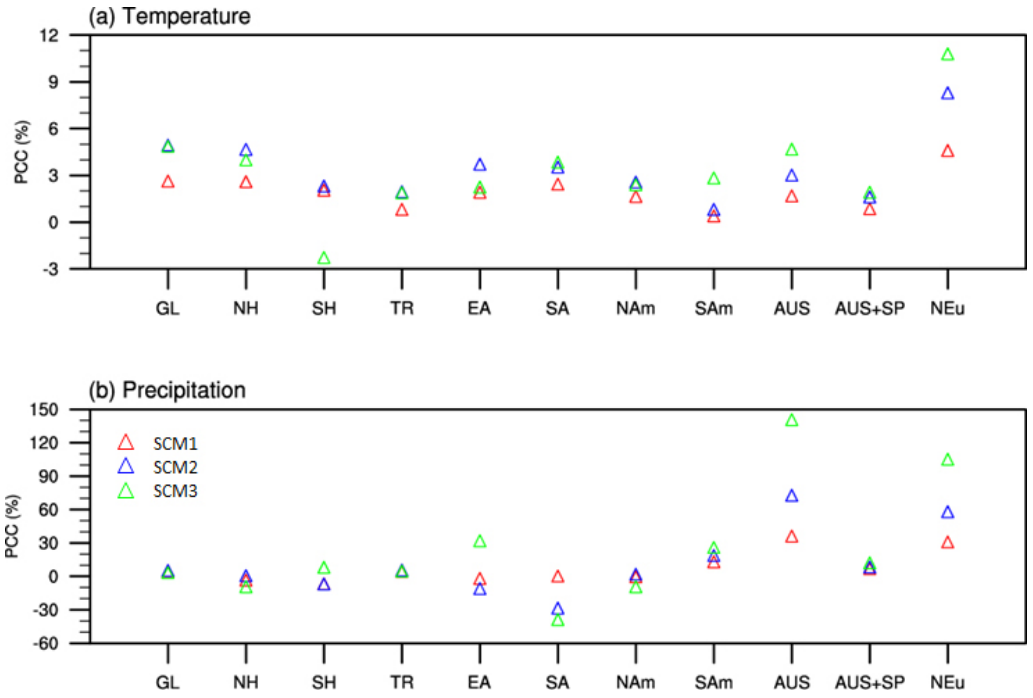


Figure 5.16. Skill improvement of SCM1, SCM2, and SCM3 of 3-month mean (a) temperature and (b) precipitation as compared with SCM for each region during 2014-2017 (PCC, %).

6. 결론 및 종합 토론

신뢰도 높은 기후예측정보의 안정적인 생산 및 제공을 위한 노력의 일환으로, 본 과제에서는 4개의 주제로 과제가 수행되었다. APCC 기후 예측시스템의 안정적이고 효율적인 운영을 목적으로 현 예측시스템의 구조를 개선하고 효율적으로 개선시키는 작업이 수행되었으며, 새로운 예측기술 개발로 인한 부가적인 동아시아겨울몬순 예측시스템이 구축되었다. 실시간 예측정보 향상을 위한 목적으로 APCC 실시간 예측정보에 대한 예측력 평가가 수행되었으며, MME 참여 모델들의 활용성을 높이기 방안으로 Hindcast 민감도 실험이 수행되었다.

본 연구에서는 기 개선된 APCC MME 예측시스템과 함께 차후에 독립적으로 개발된 SST/ENSO 예측시스템 및 검증시스템의 통합 및 개선을 통해 보다 안정적이고 효율적인 예측시스템을 구축하고자 하였으며, 당해연도에는 SST/ENSO 예측시스템, SST/ENSO 및 MME 그래픽 시스템 개선 및 개발을 수행하였다. SST/ENSO 예측 시스템과 그래픽 시스템을 개선하기에 앞서, MME 예측시스템의 운영환경 변환에 따른 안전성 평가를 수행하였으며, 그 결과 개선된 시스템이 현 현업시스템과 시·공간적으로 동일한 자료를 산출함을 확인하였다. 또한 SST/ENSO 예측 시스템을 기 개선된 MME 시스템과 유기적으로 통합하기 위해, 실행 스크립트 파이썬 마이그레이션과 폴더 구조 변경, 3개월과 6개월 예측 및 그래픽 자료를 MME 시스템과 통일된 자료 생산 체계 구축 등의 작업을 수행하였다. 또한 그래픽 처리 작업 병렬화 및 자동수행 프로그램 개발을 통해 현업 작업과정을 현 시스템보다 효율적으로 개선하였다. 이를 통하여 보다 안정적이고, 시간·경제적으로 효율적인 시스템 환경을 구축함으로써 예측 자료 산출 시간의 단축과 함께 보다 빠른 APCC MME 예측 정보 서비스를 위한 기반을 마련하였다

APCC 계절예측정보 중 취약한 부분인 동아시아 겨울철 예측성의 향상을 위한 방안으로 2017년에 '동아시아 겨울몬순강도 예측기술개발' 과제가 수행된 바 있다. 이를 통해 APCC 계절예측시스템에서 활용 가능한 동아시아겨울몬순의 역학-통계 하이브리드 예측모형을 개발하였으며, 보다 향상된 겨울철 예측 정보가 4개월의 리드타임에서도 안정적으로 유지됨을 보였다. 이에 본 과제에서는 기 개발된 예측기술을 현업화하기위한 자동화 시스템을 구축하였으며, 이를 통해 동아시아 지역에 향상된 겨울철 예측정보를 제공하고

자 하였다. 운영매뉴얼과 활용가이던스를 함께 제공함으로써 겨울철 기상청 장기예보 토의시 APCC MME 예측정보와 더불어 동아시아 지역의 겨울철 기후를 지배하는 동아시아 몬순강도에 대한 추가적인 정보를 제공할 수 있을 것으로 판단된다.

매월 홈페이지를 통해 계절 예측정보를 제공하는 현업기관으로써 APCC 기후예측시스템의 현재 수준 및 한계점 등을 파악하는데 있어서 실시간 예측정보에 대한 자체적인 예측력 평가는 꾸준히 수행되어야 한다는 필요성이 제기되어 지난 2016년 본 과제를 통해 APCC MME 실시간 예측에 대한 평가를 시작하였다. 본 과제는 연속과제로 2017년에 제공한 개별모델 및 MME 예측정보에 대한 추가적인 검증 및 2017년 예측력의 원인 파악을 위해 2017년 전반적인 기후패턴에 대한 분석을 실시하였다. 또한, 1차년도에는 전구 및 적도지역을 중심으로 예측력 평가를 수행한 반면, 2차년도에는 아태지역을 중심으로 지역별로 세분화하여 예측력 평가를 수행하였다. 그 결과, 2015/16년 강한 엘니뇨 이후 2번 연속으로 약한 라니냐가 나타난 2017년 기온의 경우 지난 23년(1983-2005) Hindcast 및 최근 9년(2008-2016) 실시간 예측의 평균예측력보다 다소 높게 나타났다. 하지만 강수의 경우 강한 외부 강제력(예, ENSO)이 없는 경우 예측력의 한계를 보였다. 본 연구에서 수행된 예측력 평가가 그해 가시적인 결과를 도출하지는 않지만, 이러한 분석을 통한 경험 및 지식들이 쌓여서 APCC MME 예측력의 원인 및 한계점 등을 파악하는데 분명 도움이 될 것이다. 이는 앞서 언급한 바와 같이 현업기관으로써 지속적으로 수행되어야 할 업무이며 이러한 정보들이 결국 APCC MME 계절예측 시스템을 개선하는데 활용될 수 있을 것으로 판단된다.

APCC가 MME를 활용한 계절예측정보를 제공하기 시작한 2005년에 비해, 현재 많은 현업기관에서 APCC와 유사하게 다양한 기관의 모델자료를 수집하여 MME를 수행하고 있다(예, WMOLC, NMME, C3S 등). 또한 MME에 참여하고 있는 개별 모델들이 점차 중복되고 있는 시점에서 세계유수 현업기관과의 차별성 및 우위확보를 위해 좀 더 다양한 모델 자료를 활용하기 위한 노력이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 APCC가 고수해오고 있는 개별모델의 공통 23년(1983-2005년) Hindcast 기간 제약으로 인해 MME에 참여하지 못했던 모델들에 대한 활용성을 높이고자 Hindcast 기간에 따른 민감도 실험, 다양한 기후대를 포함하는 기후값들 간의 t-test 수행, 다양한 모델 참여를 통한 MME 예측력을 비교평가 하였다. 그 결과 1) APCC MME 공통기간을 Hindcast 기간에 따른 민감도

가 상대적으로 작은 28년으로 확장 가능, 2) 기존에 참여하지 못했던 예측력 높은 모델들의 MME 참여 가능성을 확인하였다. 다소 짧은 분석 기간(4년×12개월=48자료)으로 인해 HMC, BCC에 대한 안정적인 예측력 평가가 이루어지지 않았지만 적어도 GLOSEA5와 UKMO는 Hindcast 실험 결과를 통해 개별모델의 자체 기후값을 활용하여 MME에 참여하는 것이 실시간예측에 있어서 긍정적인 효과가 나타남을 본 연구를 통해 확인되었다. 본 연구는 과연 Hindcast 기간에 따른 차이가 존재하는가? Hindcast 기간 제약으로 인해 현재 MME에 참여하지 못하는 모델들을 활용할 수 있는 방안은 없을까?라는 질문에서 시작되었고 본 과제에서 수행된 기초 연구를 통해 어느 정도의 가능성을 확인하였다. 따라서 향후 좀 더 다양한 자료 및 심도 깊은 분석을 통해 객관적이고 일관된 결론 도출을 위한 연구가 필요할 것으로 판단된다. 예를 들어, 다양한 모델 참여에 따른 MME의 효과는 확률 예측에서 크기 때문에, 개별모델 참여에 따른 PMME(Probabilistic MME) 예측력 비교를 수행하고자 한다. 또한 관측 및 모델 자료를 활용한 Hindcast 기간에 따른 민감도 실험 결과를 지역별/계절별로 좀 더 상세한 분석이 필요하며 결과적으로 MME를 활용하는 그룹에 Hindcast 기간에 민감하지 않는 기간 및 MME에 적절한 기후값 정의 등에 대한 가이드라인 등을 제공할 수 있기를 기대한다. 또한 최종목표는 현업시스템 개선/향상이기 때문에 연구결과를 바탕으로 실질적인 현업 적용 가능성에 대해서도 현실적으로 판단해볼 필요가 있다.

REFERENCES

기상청, 2017: 가을철 3개월 전망 보도자료. 2017년 9월 23일

이우섭, 민영미, 신선희, 이윤영, 손수진, 오상명, 이현주, 정다은, 2017: APCC 기후예측시스템 개선 (APEC 기후센터 연구보고서 2017-07), APEC 기후센터.

민영미, 손수진, 신선희, 이현주, 김가영, 2017: 기후예측자료 기반 새로운 컨텐츠 생산을 위한 예측시스템 개발 (APEC 기후센터 연구보고서 2017-08), APEC 기후센터.

APCC, 2017: Improvement of the APCC Operational Climate Prediction System. APEC Research Report 2017-07.

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.

Ham, S. R. et al., 2018: A newly developed APCC SCoPS and its prediction of East Asia seasonal climate variability. Clim Dyn., doi:10.1007/s00382-018-4516-5.

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.

Janowiak, J. E., P. Xie, 1999: CAMS_OPI: a global satellite-raingauge 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. et al., 2008: Experimental 6-month hindcast and forecast simulation using CCSM3. APCC 2008 Technical Report, APEC Climate Center.

Jin, E., J. Kirtman, B. Wang, and others, 2008: Current status of ENSO prediction skill in coupled ocean-atmosphere models. Clim. Dyn., 31, 647-664.

Kanamitsu, M. et al., 2002: NCEP-DOE AMIP-II reanalysis (R-2). Bull. Am. Meteorol. Soc., 83:1631-1643. doi: 10.1175/BAMS-83-11-1631(2002)083〈1631:NAR〉2.3.CO;2

Kim, O.-Y., H.-M. Kim, M.-I. Lee, and Y.-M. Min, 2017: Dynamical-statistical seasonal prediction for western North Pacific typhoons based on APCC multi-models. *Climate Dyn.*, **48**, 71-88, doi:https://doi.org/10.1007/s00382-016-3063-1.

Larson, S. M., and B. P. Kirtman, 2016: Drivers of coupled model ENSO error dynamics and the spring predictability barrier. Clim. Dyn., doi:10.1007/s00382-016-3290-5.

Lee, J. Y., and B. Wang, 2012: Seasonal climate prediction and predictability of atmospheric

circulation, in Climate Models, edited by L. M. Druyan, pp. 19-42, InTech Rijeka, Croatia, doi:10.5772/33782.

Min, Y. M., V. N. Kryjov, and C. K. Park, 2009: A probabilistic multimodel ensemble approach to seasonal prediction, Weather Forecasting, 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). J. Geo. Res., 119 (21), 12,132-12,150.

Min, Y. M., V. N. Kryjov, S. M. Oh, and H. J. Lee, 2017: Skill of real-time operational forecasts with the APCC multi-model ensemble prediction system during the period 2008-2015. Clim. Dyn., doi:10.1007/s00382-017-3576-2.

NOAA, 2018: NOAA National Centers for Environmental Information, State of the Climate: Global Climate Report for Annual 2017, published online January 2018, retrieved on June 6, 2018 (from ttps://www.ncdc.noaa.gov/sotc/global/201713.

Reynolds, R. W., N. A., Rayner, T. M. Smith, D. C. Stokes, and W. Wang, W 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

Shin, S. H. and J. Y. Moon, 2017: Prediction skill for the East Asian Winter Monsoon based on APCC Multi-Models. *Atmosphere*

Sohn, S.-J., C.-Y. Tam, and J.-B. Ahn, 2013: Development of a multimodel-based seasonal prediction system for extreme droughts and floods: A case study for South Korea. *Int. J. Climatol.*, 33, 793-805, doi:https://doi.org/10.1002/joc.3464.

TCC, 2018: TCC News, No. 52, Spring 2018.

Wang, B., and coauthors, 2009: Advance and prospectus of seasonal prediction: Assessment of the APCC/CliPAS 14-model ensemble retrosp ective seasonal prediction (1980 - 2004), Clim. Dyn., 33,93-117, doi:10.1007/s00382-008-0460-0.

WMO, 2018: WMO Statement on the State of the Global Climate in 2017. WMO-No. 1212 (from https://library.wmo.int/doc_num.php?explnum_id=4453)

Yoo, J. H. and I. S. Kang, 2005: Theoretical examination of a multi-model composite for seasonal prediction. Geophys. Res. Lett., 32, L18707.

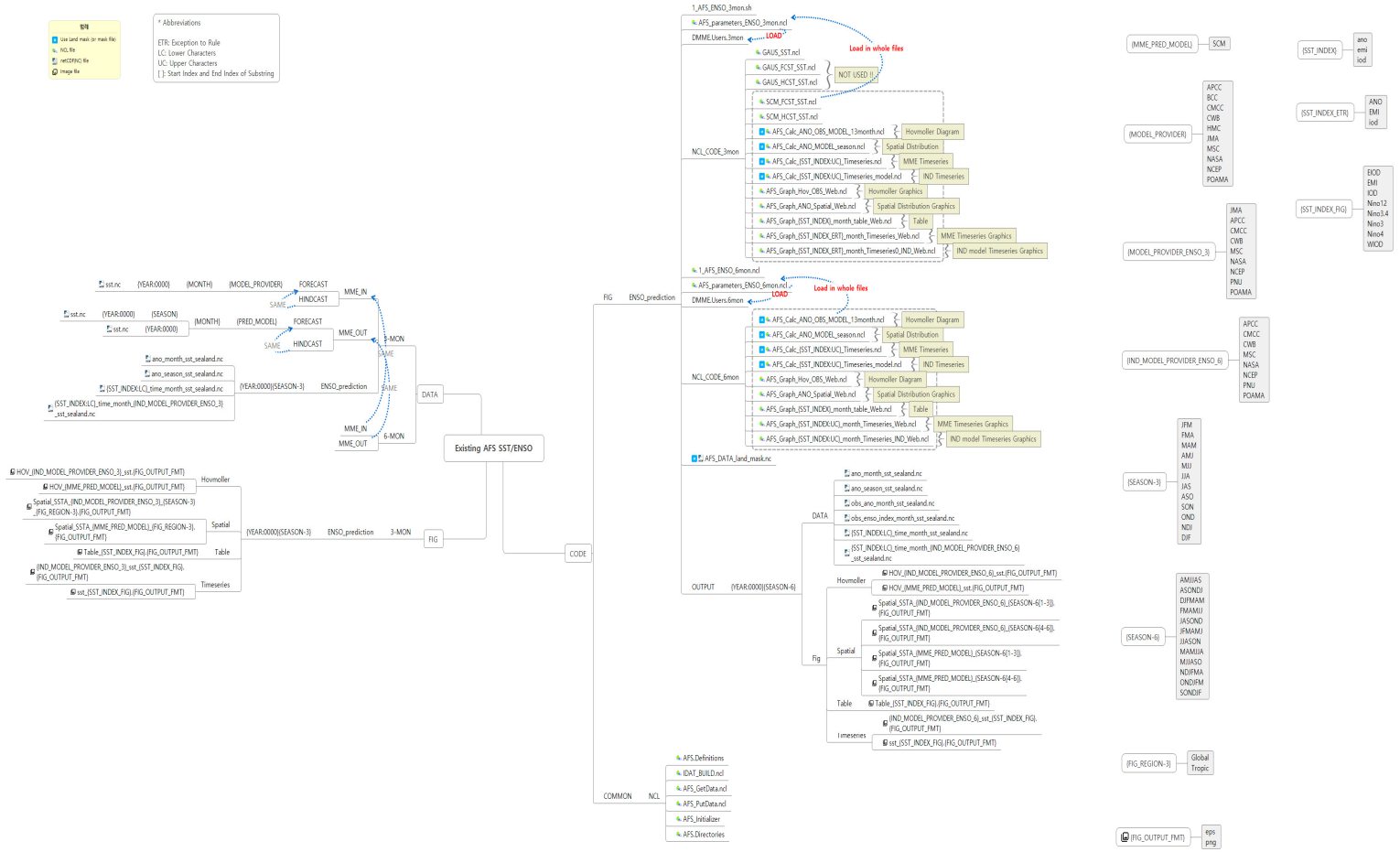
Zheng, Z., Z. Z. Hu, and M. L'Heureux, 2016: Predictable components of ENSO evolution in real-time multi-model prediction. Scientific Reports, 6, doi:10.1038/srep35909.

Appendix 1 Comparison of the values calculated for the variables xa and xb in the TERC module of the GAUS model.

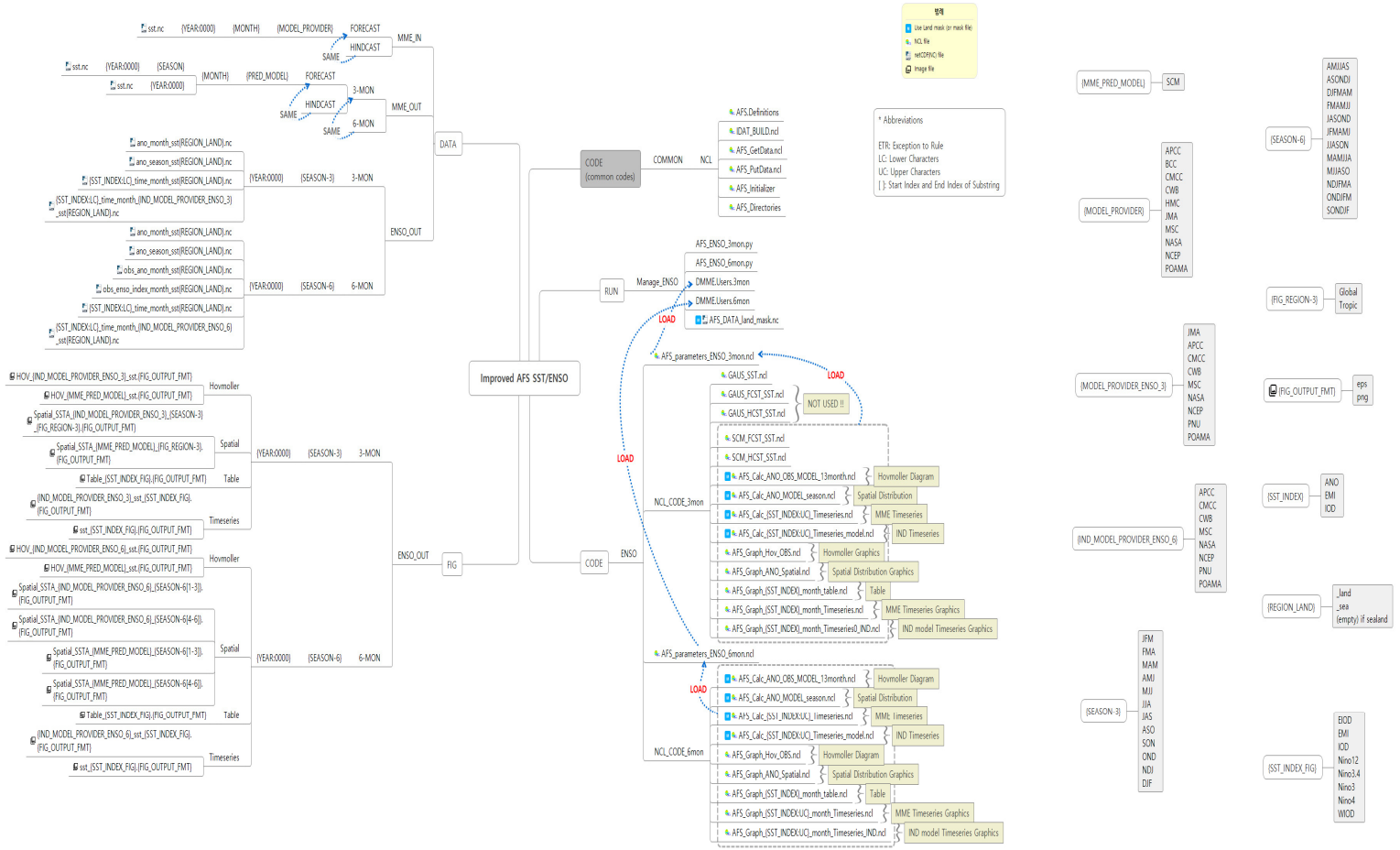
			True Value[a] (WolframAlpha)		Existing System		New System[d]	
	mean	sd	xa[b]	xb[c]	xa	xb	xa	xb
CMCC	1.3964334726333618	3.2804102897644043	2.807009897232055649	-0.014142951965332049	2.8070099353790280	-0.0141429752111435	2.8070099353790283	-0.0141429519280791
					-0.000000038146972351	0.00000023245811451	-0.000000038146972651	-0.000000000037252949
NASA	3.1560692787170410	2.6697671413421631	4.304069149494171133	2.008069407939910867	4.3040690422058110	2.0080692768096920	4.3040690422058105	2.0080695152282715
					0.000000107288360133	0.000000131130218867	0.000000107288360633	-0.000000107288360633
NCEP	3.3357605934143066	6.1606354713439941	5.984833846092224063	0.686687340736389137	5.9848341941833500	0.6866871118545532	5.9848337173461914	0.6866873502731323
					-0.000000348091125937	0.000000228881835937	0.000000128746032663	-0.000000009536743163
PNU	1.3907561302185059	2.8735580444335938	2.626386089324951234	0.155126171112060566	2.6263861656188960	0.1551261544227600	2.6263861656188965	0.1551261693239212
					-0.000000076293944766	0.000000016689300566	-0.000000076293945266	0.000000001788139366

a WolframAlpha (https://www.wolframalpha.com/) 서비스에서 계산된 값
b xa = mean + 0.43 × sd
c xb = mean - 0.43 × sd
d xa와 xb 수식에서 mean과 sd 값을 float 데이터 타입 변수에 저장하고, 상수 0.43 값을 double 데이터 타입으로 변환(cast)하여 계산한 결과임

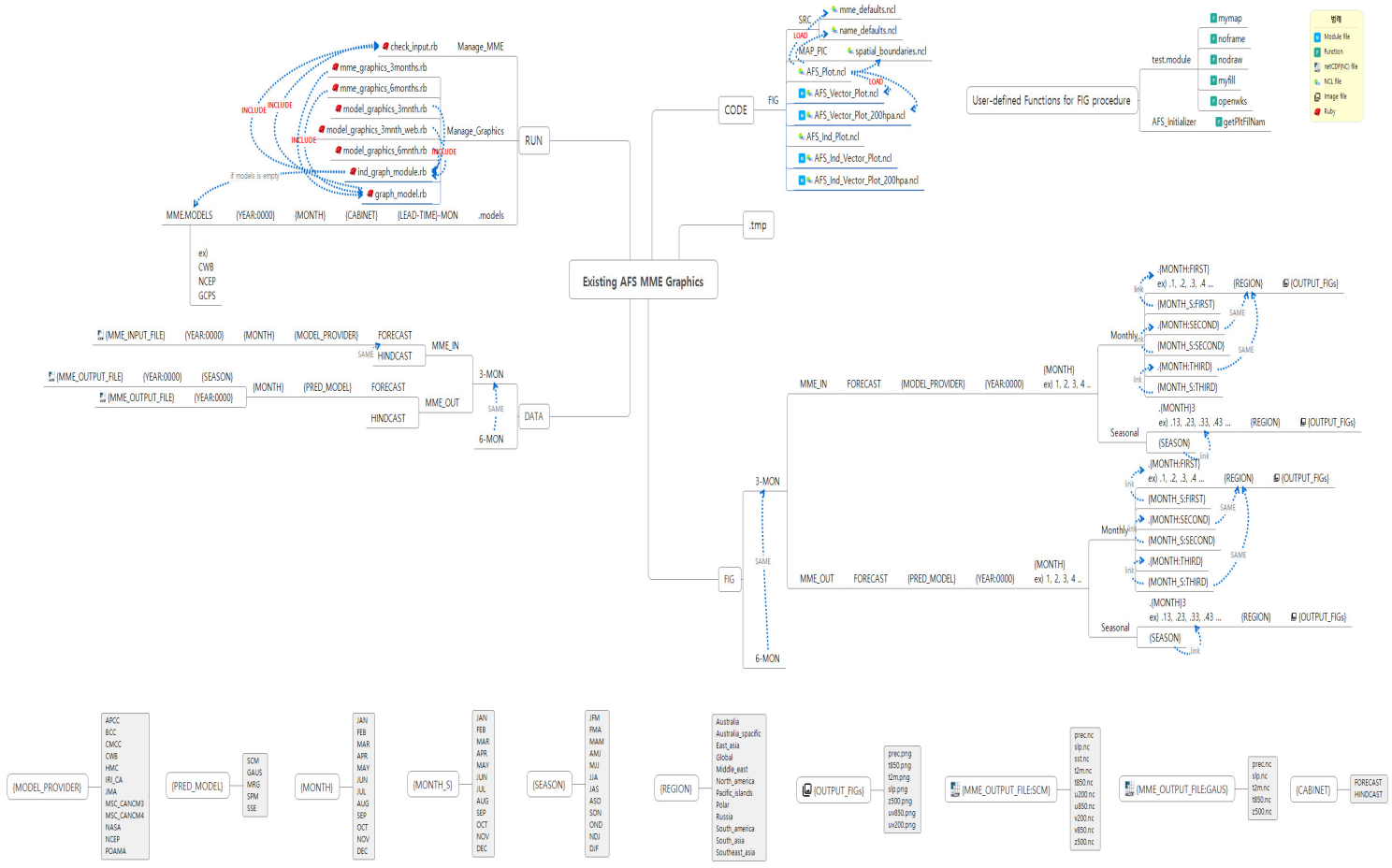
Appendix 2 System structure diagram of the existing AFS SST/ENSO & graphics system.



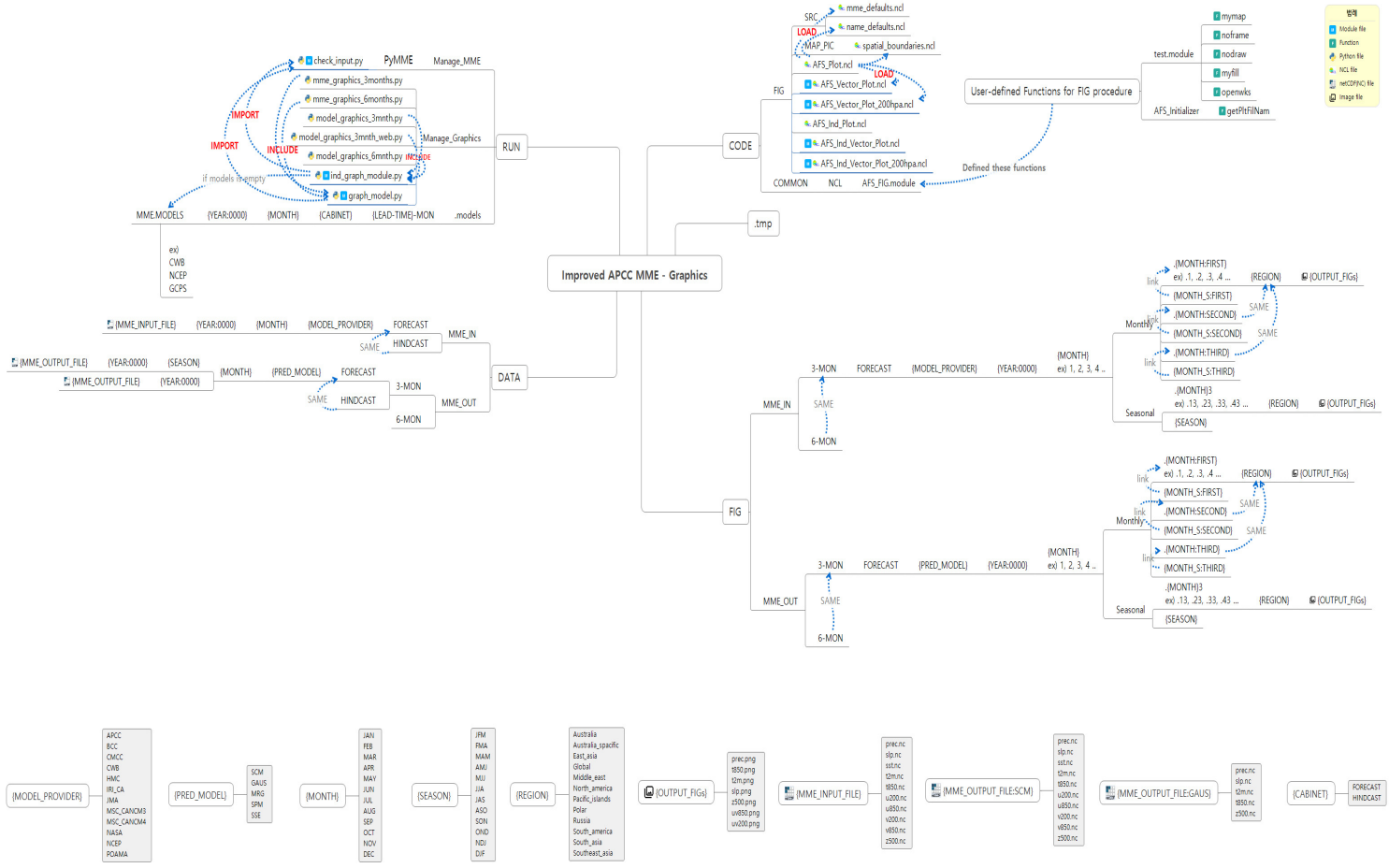
Appendix 3 System structure diagram of the improved AFS SST/ENSO & graphics system.



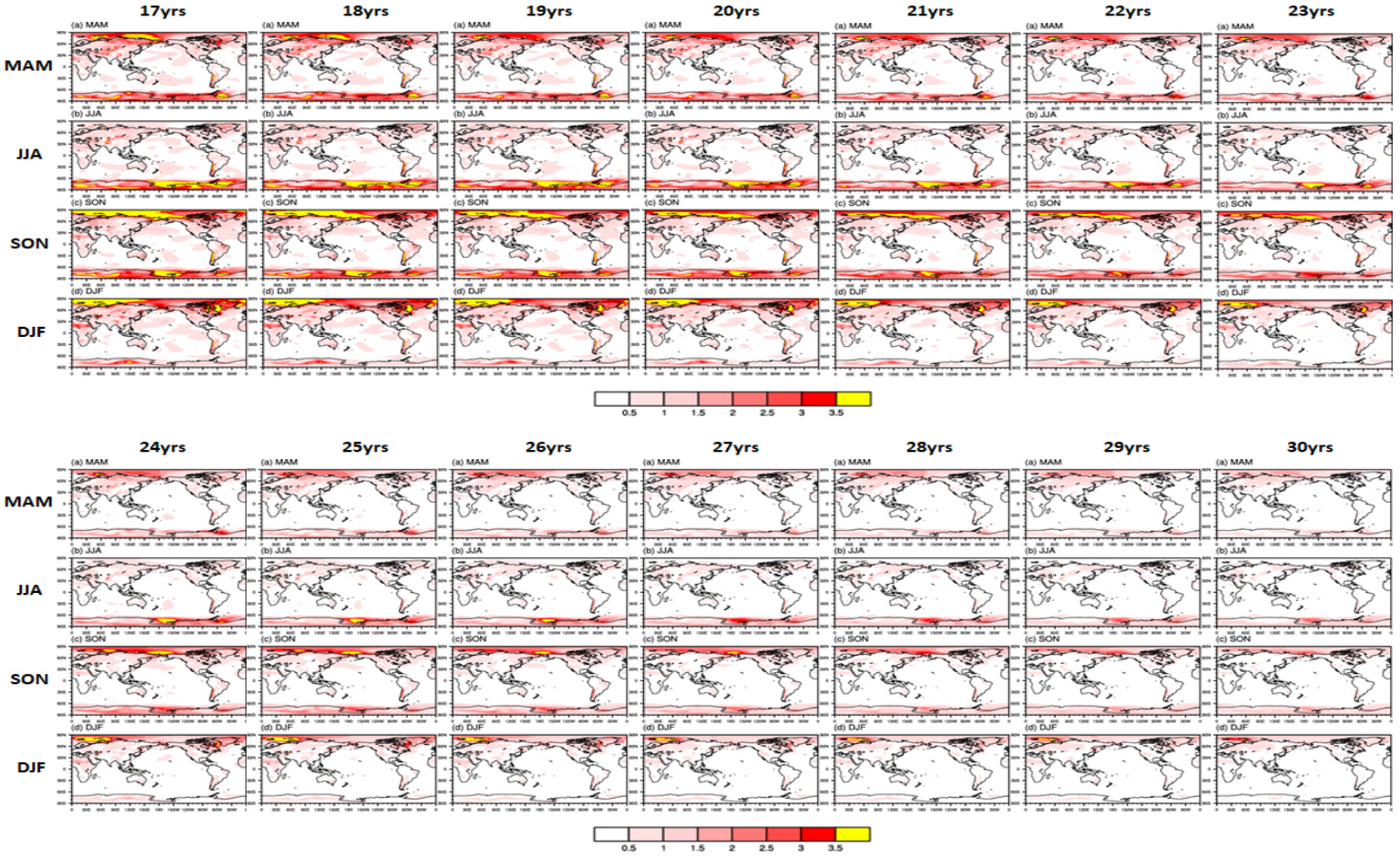
Appendix 4 System structure diagram of the existing AFS MME graphics system.



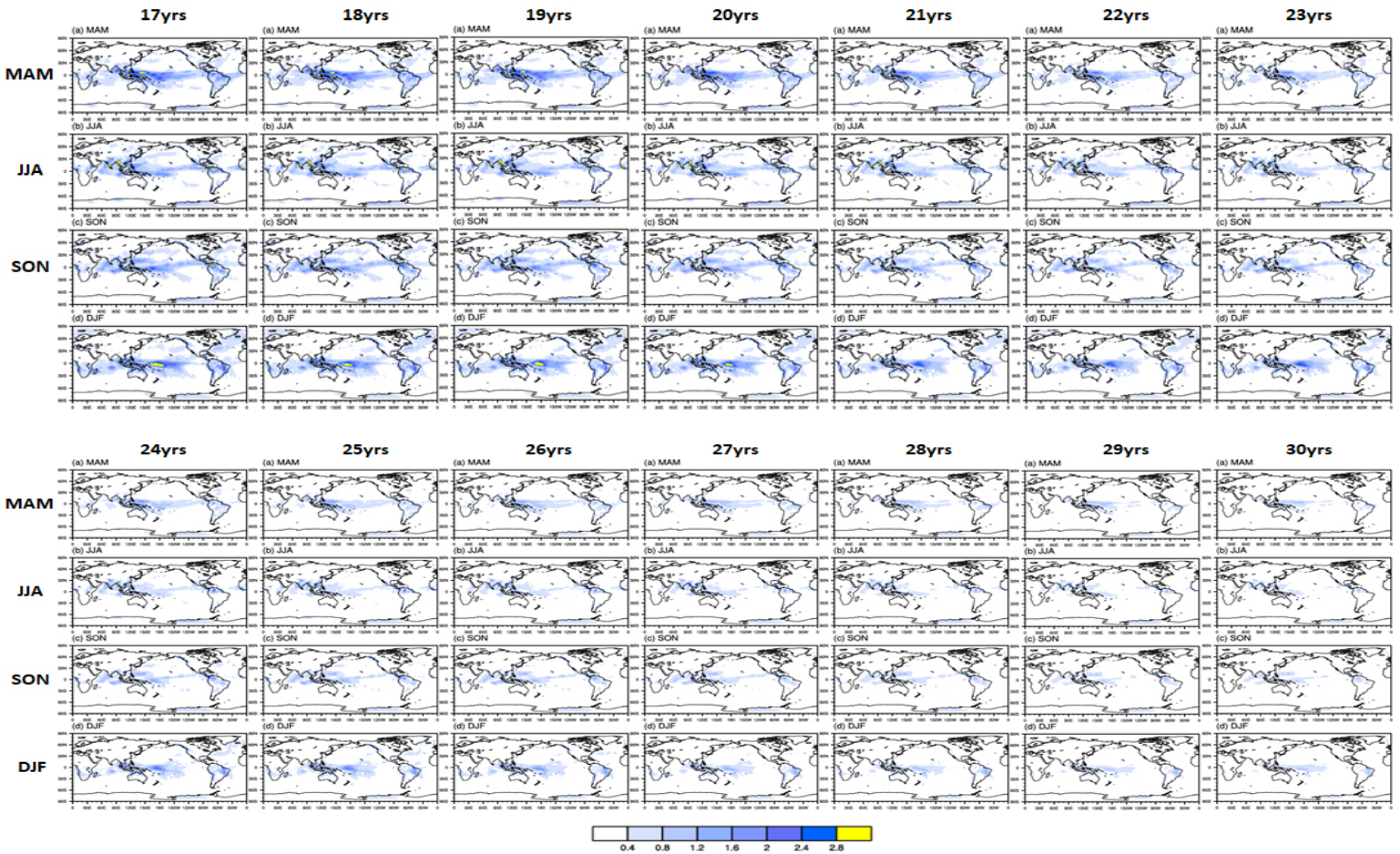
Appendix 5 System structure diagram of the improved AFS MME graphics system.



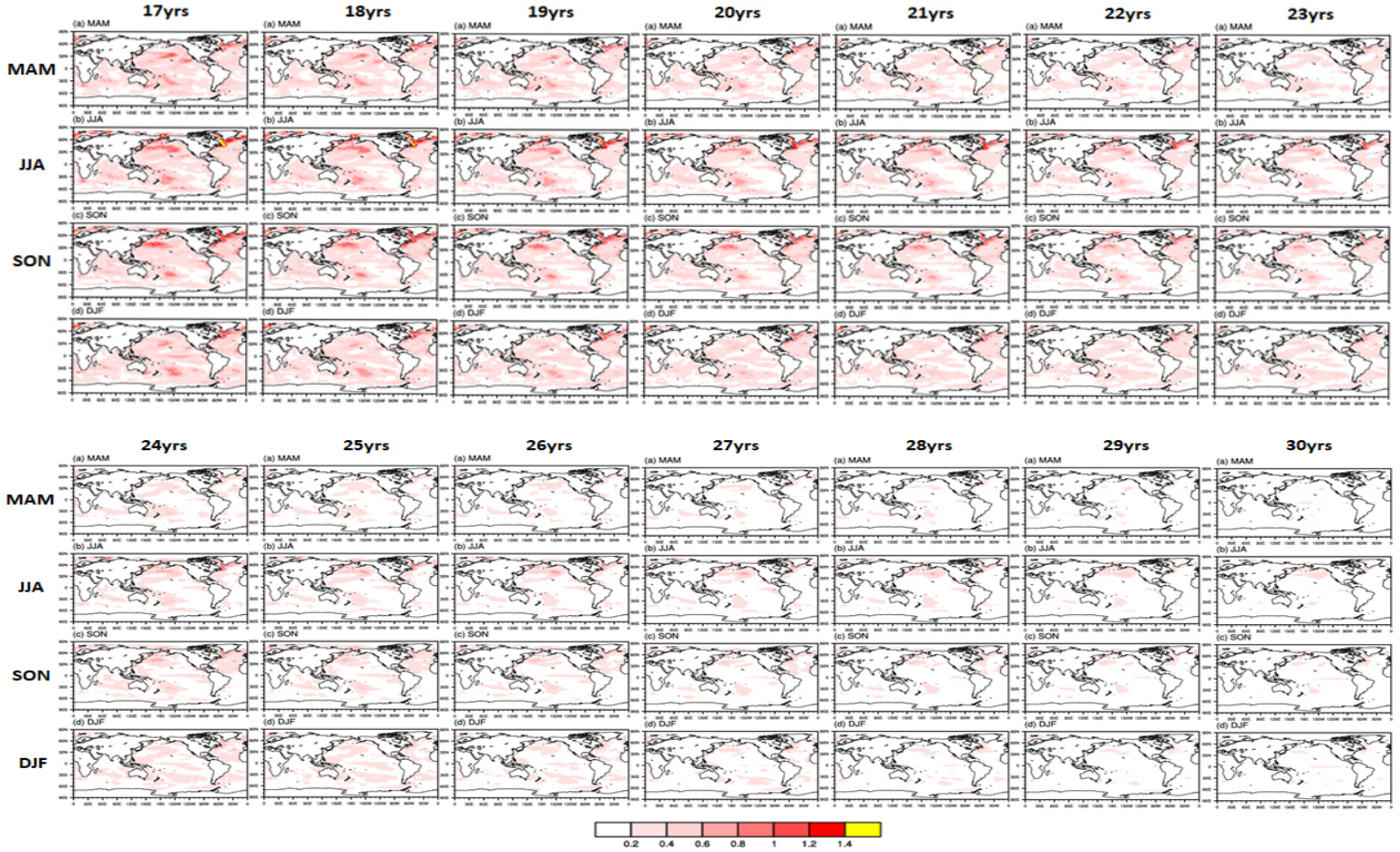
Appendix 6 기후값을 정의하는 기간에 따른(17년~30년) 계절별 관측 기온의 민감도(1979-2017년자료 활용).



Appendix 7 기후값을 정의하는 기간에 따른(17년~30년) 계절별 관측 강수의 민감도(1979-2017년자료 활용).



Appendix 8 기후값을 정의하는 기간에 따른(17년~30년) 계절별 관측 해수면온도의 민감도(1982-2017년자료 활용).



【연구자】

신선희 선임연구원

민영미 선임연구원

이성규 선임연구원

임창묵 연구원

정다은 연구원

김가영 연구원

연구보고서 2018-01

APCC 기후 예측시스템 개선

I S B N 979-11-5698-233-3

발 행 2019년 3월

발 행 인 권 원 태

발 행 처 APEC기후센터
부산시 해운대구 센텀7로 12

제작·인쇄 경성문화사

이 보고서는 APEC기후센터 홈페이지(http://www.apcc21.org/)에서 이용하실 수 있습니다. 또한 보고서에 실린 내용은 출처를 명시하면 자유롭게 인용할 수 있습니다. 단, 무단 전재 및 복제를 금합니다.