

기후예측자료 기반 새로운 콘텐츠 생산을 위한 예측시스템 개발

Development of Prediction System for New Contents Based on
APCC MME Seasonal Forecast

손수진 예측기술팀

민영미 예측운영팀

이현주 기후분석팀

발간사

계절 기후 예측은 1880년대 인도의 대기근에 그 유래를 두고 시작되어, 엘니뇨-남방진동의 발견 및 이해와 더불어 100년이 넘는 시간을 성장해 왔습니다. 그 중에서도 지난 수십 년 동안 역학 모델의 활용 및 다중 모델의 앙상블은 계절 기후 예측의 성능을 높은 수준의 반열에 올려 놓았습니다. 그 중심의 하나로 APEC 기후센터는 2005년 설립 이래 다중모델앙상블을 기반으로 아시아·태평양 지역의 기후 관련 재해 경감과 번영을 위해 최적의 계절 기후예측 자료를 생산 및 제공하고 있습니다.

이러한 지속적인 노력은 여타 기관과 같이 주로 기온 및 강수와 같은 주요 기후 자료에 기반을 두고 예측되어 왔습니다. 이에 APEC 기후센터는 다중모델앙상블 기후예측자료의 활용성 증대와 양질의 기후예측 서비스 제공을 위해서 2017년부터 기후예측 자료의 다변화를 위해 힘써 오고 있습니다. 이 연구보고서는 기후 예측 자료 다변화를 위한 다년간 노력의 결실을 보여줍니다. 1차년도인 2017년에 수행된 연구 보고서와 함께, 이 연구보고서는 신규 콘텐츠의 발굴, 그 예측성의 연구 및 분석, 콘텐츠 선정의 과정을 거쳐 예측시스템을 개발하고 현업화하기까지 일련의 과정을 담고 있습니다. 또한 이 연구보고서는 신규 콘텐츠로 계절기후에서 가장 중요한 변동성 중에 하나인 엘니뇨-남방진동과 수문 관련 극한 기후인 가뭄 두 분야의 예측을 다루고 있으며, 신규 콘텐츠로서의 예측 성능 및 활용성의 가치를 보여준다는 점에서 큰 의의를 지닙니다.

이 연구보고서가 발간되기까지는 많은 분들의 도움이 있었습니다. 무엇보다도 연구 기획 단계부터 보고서의 완성까지 물심양면으로 애쓴 예측기술팀의 순수진

선임연구원, 예측운영팀의 민영미 선임연구원, 기후분석팀의 이현주 연구원에게 감사의 뜻을 전합니다. 또한 자문위원으로서 아낌없는 조언을 해주신 전남대학교 정지훈 교수와 이화여자대학교 유창현 교수에게 깊은 감사를 드립니다. 이 연구보고서가 향후 다중모델앙상블을 기반으로 하는 관련 연구들의 밑거름이 되고, 계절 기후 예측자료의 다변화를 위한 가이드라인으로 활용되길 기대합니다.

2019년 3월
APEC 기후센터
원장 권 원 태

ABSTRACT

Recent progress in predicting seasonal climate variability has attributed to a major scientific advancement in dynamical seasonal prediction (DSP). The Asia-Pacific Economic Cooperation (APEC) Climate Center (APCC) has been devoted to producing and disseminating the operational multi-model ensemble (MME) seasonal prediction with a state-of-the-art climate models or systems since 2005. However, there has been a relative lag in the effective utilization of seasonal forecasts due to the limitation of available prediction data. In addition to the fact, this project has been also simulated by the recent advent of new operational communities for MME-based seasonal climate prediction. Therefore, a multi-year project to develop a prediction system for new content based on APCC MME seasonal forecasts was launched in 2017. In the first year, the prediction skill of the potential content to be selected for the new climate data services has been evaluated comprehensively.

The first objective of this project in 2018, the second year, was to develop an operational prediction system for forecasts of ENSO type (or phase) and strength (or intensity) events. The probabilistic approach to ENSO type (El Niño, ENSO-neutral, or La Niña) and strength (strong/moderate/weak El Niño or La Niña) events is based on an uncalibrated MME with equal weighting using a parametric Gaussian fitting method, which is the most appropriate for use in an operational prediction system based on the first year of research results from this project. The system has been fully tested for stability and coherence with the current operation system for MME seasonal forecasts and is currently in operation. The forecast probabilities of ENSO type and strength events with a six month lead will be disseminated to APEC

members via our website by the end of this year.

The second objective is to develop an MME-based global drought prediction system and evaluate its prediction skills in terms of probabilistic forecasting. The major driver of climate and source of predictability for terrestrial precipitation, accumulated over six months, have been analyzed and its temporal and spatial structures have been identified. Investigations of local MME-based drought predictions were conducted based on drought-prone regions and periods selected using these results. The (deterministic) MME-based global drought prediction system (with a six-month lead) developed as prototype in 2017, in particular, has this year been expanded to a probabilistic forecast system. The usefulness of probabilistic forecasts in the test-bed has also been verified based on various measures. Finally, it was found that MME-based drought predictions can provide useful seasonal climate information and implies further possibilities of being one of the new content in the climate service.

목 차

1. 연구 배경	1
2. 1차 년도(2017년) 주요 성과	4
2.1 ENSO 위상/강도 확률예측	4
2.2 전구 가뭄 예측기술 개발	7
3. ENSO 위상/강도 확률예측시스템 개발	9
3.1 서론	9
3.2 실시간 예측 검증	10
3.2.1 관측 및 모델 자료	10
3.2.2 결정론적 예측 검증	12
3.2.3 확률론적 예측 검증	13
3.3 예측시스템 개발	19
3.3.1 예측시스템 개요	19
3.3.2 예측시스템 구성	20
3.3.3 실행 절차 및 방법	21
3.3.4 주요 프로그램	25

4. 전구 가뭄 예측기술 개발-----	27
4.1 서론-----	27
4.2 연구 자료 및 방법-----	28
4.2.1 관측 및 모델 자료-----	28
4.2.2 검증 방법-----	30
4.2.3 가뭄 정의-----	30
4.2.4 ENSO 정의와 분류-----	32
4.3 전구 육지 누적강수의 특징과 예측성능-----	33
4.4 확률예측과 검증-----	40
4.4.1 가뭄 확률예측-----	40
4.4.2 가뭄 예측 검증-----	41
4.5 가뭄취약 지역 선정 및 예측성 평가-----	49
4.5.1 사례 선정 및 특성 분석-----	49
4.5.2 확률 예측성 평가-----	53
4.6 요약-----	60
5. 결론 및 요약-----	64
Ⅰ REFERENCES-----	67
Ⅰ Appendix 1. AFS_parameter_ENSO_6mon.ncl-----	73
Ⅰ Appendix 2. AFS_Graph_ENSO_probability.ncl-----	76
Ⅰ Appendix 3. AFS_Graph_ENSO_intensity_season.ncl--	81
Ⅰ Appendix 4. Reference Figure-----	85

그림 목차

Figure 1.1. Project Structure.	3
Figure 2.1. Description of developed probabilistic MME (PMME) prediction system for ENSO type and intensity forecasts, based on a Gaussian fitting method for estimation of categories and an uncalibrated MME with equal model weighting.	6
Figure 2.2. Relative Operating Characteristics (ROC) curves of the PMME prediction system for ENSO type forecast at lead times of 1, 2, 3, 4 months. ROC scores (area under the ROC curve) for each category and lead time are shown in the plot.	6
Figure 2.3. Verification skills for categorical forecast of (a) APCC and (b) NMME for drought occurrence, based on (left) hit rate, (middle) false alarm, and (right) threat score. Drought occurrence is identified when the 6-month SPI index drops below a particular threshold of -1.0 (see Table 4.2). Here several verification measures for forecasts being below the threshold based on a contingency table approach applied at each grid point is computed (Mo and Lyon 2015). The entries in the table are defined as follows: A is the number of drought events that are forecast and occur, B is the number of drought events that are forecast but do not occur, C is the number of drought events that are not forecast but do occur, and D is the number of drought events that are not forecast and do not occur. The variable N is the total number of drought events analyzed from 1983 to 2005. Based on these values, the hit rate is defined as $H = A/(A+C)$, the false alarm rate is defined as $FAR = B/(A+B)$, and the threat score is defined as $TS = A/(A+B+C)$	8

Figure 3.1. Schematic diagram for the estimation of forecast probabilities (a) based on empirical ranking method and (b) based on statistical fitting method from a forecast PDF for each category, El Niño, ENSO–Neutral, and La Niña.	9
Figure 3.2. Schematic diagram showing the combination of forecast probabilities from single-model by applying the total probability formula with equal model weighting.	10
Figure 3.3. Seasonal evolution of equatorial Pacific SST and U850 anomalies (5°N–5°S) from observation and 1-month lead MME predictions for the period 2014JFM to 2017/18DJF.	14
Figure 3.4. Time-series of 3-month mean Niño 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 2013JFM to 2017/18DJF. Temporal correlation coefficients for the MME prediction are also displayed. -	15
Figure 3.5. (a) Observed 3-month mean Niño 3.4 index and its PMME forecast for ENSO type (El Niño, ENSO–Neutral, and La Niña) at lead times of (b) 1 and (c) 4 months.	16
Figure 3.6. Same as Figure 3.5, except for ENSO strength forecast.	17
Figure 3.7. Half-pie diagram of PMME prediction system for ENSO intensity forecasts of 2015JJA.	18
Figure 3.8. Same as Figure 3.7, except for 2017DJF.	18
Figure 3.9. Heidke Skill Scores (HSSs) of individual model and PMME prediction at lead times of 1 and 4 months for (a) ENSO type and (b) ENSO strength forecasts for the period 2013JFM–2017/18DJF.	19
Figure 3.10. Flow chart of the PMME prediction system for ENSO type and intensity forecasts.	20
Figure 3.11. The directory structures of the PMME prediction system for ENSO type and intensity forecasts.	21
Figure 3.12. Example of ENSO Plume MME forecasts for ENSO type.	24
Figure 3.13. Same as Figure 3.12, except for ENSO intensity.	24

- Figure 3.14. Example of half-pie diagram of ENSO Plume MME forecasts for intensity forecasts of 2017JFM. ----- 25
- Figure 4.1. Defining SPI from accumulated precipitation amount. ----- 31
- Figure 4.2. Phase of ENSO events. ----- 32
- Figure 4.3. Interannual skewness for the 6-month accumulated precipitation, based on (a) NDJFMA and (b) MJJASO (taken from 민영미 외 2017). ----- 34
- Figure 4.4. Moment ratio diagram for accumulated precipitation at 6 months based on (left) observations and (right) MME prediction. Red dots denote the mean of whole samples (taken from 민영미 외 2017). ----- 35
- Figure 4.5. (a) Temporal correlation coefficient (TCC) and (b) Anomaly pattern correlation coefficient (ACC) skills between the observed and MME simulated 6-month accumulated precipitation. In (a), the right panel shows the zonal means of the whole global (black line), and ocean (blue line) and land region (red line) only. Time series of the observed amplitude of Niño 3.4 (red line) is plotted in (b). ----- 36
- Figure 4.6. (a) Regression coefficients of 6-month accumulated precipitation onto the Niño 3.4 index based on observation. (b) Time series of the Niño 3.4 index and area-averaged precipitation. In (a), the right panel shows the zonal means of the whole global (black line), and ocean (blue line) and land region (red line) only. Time series of the observed Niño 3.4 (red line) is plotted in (b). ----- 37
- Figure 4.7. (a) Time series of the Niño 3.4 index (grey line) and area-averaged precipitation over the global land region based on observations (thick black line) and MME simulation (thin black line). (b) Correlation coefficients between area-averaged precipitation over the global land region and Niño 3.4 index during all, El Niño, and La Niña periods. Solid and hatched bars denote observations and MME. (c) Lag-lead correlation coefficients between area-averaged precipitation over the global land region and Niño 3.4 index during all (black lines), El Niño (red lines), and La Niña periods (blue lines) based on observations (thick lines) and MME simulation (thin lines). (d) Skills of Niño 3.4 index forecasts during all, El Niño, and La Niña periods. The red and blue lines of observed area-average in (a)

show the values during El Niño and La Niña events (chosen which the absolute magnitude of the Niño 3.4 index is greater than 0.5°C), respectively. ----- 38

Figure 4.8. (a, b, d, e) Spatial patterns (shading, see scale at bottom) (a, d) over the globe and (b, e) zoomed-in over Korean Peninsula, and (c, f) Principal Component (PC) Time series of the first (upper panels) and second (bottom panels) leading empirical orthogonal function (EOF) of monthly 6-month accumulated precipitation over the global land. The fractional variance explained by each mode are provided in upper right of (a) and (d). Time series of the observed Niño 3.4 index (red line) is plotted in (c). The dashed straight lines in (f) show the linear trend of PC time series for the different periods. ----- 40

Figure 4.9. Spatial maps of (a, b) observed 6-month time scale SPI and (c, d) probabilistic MME forecast of drought occurrence (units: %) over (a, c) the global region and (b, d) North American Continent for May to October 1988. ----- 41

Figure 4.10. Reliability (attributes) diagrams (RDs) (upper of each panel) and frequency histograms (bottom of each panel) for the 6-month time scale SPI forecasts initiated from November 1 (left columns) and May 1 (right columns) for dry (left of each panel) and wet (right of each panel) events over the globe (top rows), tropics (middle rows), and northern extratropics (bottom rows). Area of skill in the RD is denoted by shading in gray. The line with closed circles represents the MME forecasts; the lines with open circles correspond to single-model forecasts. The area-aggregated values of BSS over each region are provided to the upper left in RDs each panel. ----- 43

Figure 4.11. ROCs for the 6-month time scale SPI forecasts initiated from (left) November 1 and (right) May 1 for (top) dry and (botis significant at the 90% confidence level, which was obtained by a Monte Carlo test with 500 random trials. ----- 45

Figure 4.12. Regionally aggregated ROCs for the historial (1983–2005) and real-time (2015–2017) 6-month time scale SPI forecasts initiated from (left) Nov 1 and (right) May 1 for dry events over the globe (top rows), tropics

(middle rows), and northern extratropics (bottom rows). Solid bars denote the dry event forecasts and hatched bars denote the wet event forecasts. Dashed line corresponds to climatological forecasts. ----- 47

- Figure 4.13. Same as Figure 4.10, but for the different methods of multimodel combination (see the legend). ----- 48
- Figure 4.14. TCCs between Niño 3.4 index and 6-month accumulated precipitation (left column; shading TCC values exceeding the 95% confidence level; The selected domain for verification analysis is denoted by the rectangle surrounded by solid lines in red) and their zoomed-in to the domains selected (right column; the black dots indicate grid points for which TCC is significant at the 95% confidence level), and composites of regionally aggregated 6-month time scale SPIs for 7 El Niño events (middle column). Dashed line in middle column corresponds to periods considered. ----- 50
- Figure 4.15. Discriminated composite PDFs of 6-month accumulated precipitation anomalies over the Indonesian region for various ENSO phases. -- 51
- Figure 4.16. Same as Figure 4.15, but for observations and simulations. ----- 52
- Figure 4.17. Scatter plots of D (x axis) and two parameters (location in upper and shape in bottom panels) of empirical CDFs (y axis) based on two different ENSO phases. ----- 53
- Figure 4.18. Same as Figure 4.11, but based on the domains selected for dry (left) and wet (right) events. ----- 54
- Figure 4.19. Same as Figure 4.10, but based on the domains selected of Indonesia (upper left), Philippines (upper right), E. Southern Africa (bottom left), and N. South America (bottom right). ----- 56
- Figure 4.20. Composites maps of SPI values from observations and probabilities from MME for the years of El Niño (left) and La Niña (right). ----- 57
- Figure 4.21. Same as Figure 4.8, but based on the domains selected of Indonesia (upper left), Philippines (upper right), E. Southern Africa (bottom left), and N. South America (bottom right). ----- 58

Figure 5.1. Example of homepage where the probabilistic MME forecast for ENSO type and strength will be available from December this year. ----- 66

Figure A1. ROCs for (left) wintertime temperature and (right) summer precipitation for (top) the AN and (bottom) BN categories. The black contour encloses the grid points for which ROCs are significant at the 90% confidence level (taken from Min et al. 2009). ----- 85

표 목차

Table 3.1. Definition of ENSO type and strength based on 3-month mean Niño 3.4 index anomaly used in the study. -----	10
Table 3.2. Description of participating models in MME ENSO prediction used in the study. -----	11
Table 4.1. Description of the six coupled climate prediction systems used in this study. -----	29
Table 4.2. Flood/drought conditions categorized according to the SPI value. ---	32
Table 4.3. El Niño and La Niña years. -----	33
Table 4.4. Global mean of basic statistics of accumulated precipitation at 6 months (taken from 민영미 외 2017). -----	34
Table 4.5. Regionally aggregated ROCs for the 6-month time scale SPI forecasts initiated from (top) Nov 1 and (bottom) May 1 for dry (left columns) and wet (left columns) events. The 95% confidence interval (CI) for the ROC area is indicated in parentheses. p values indicate Monte Carlo-based significance levels for which all aggregated ROCs are statistically significant at the 99% confidence level (less than 0.001). -----	46
Table 4.6. Regionally aggregated ROCs for the 6-month time scale SPI forecasts for dry (top) and wet (bottom) events for the period covering both historical and real-time forecast. Values in parentheses are the ROCs for historical forecasts only. -----	59

1. 연구 배경

21 세기에 들어 계절예측의 가장 중요한 과학적 진보는 역학 모형에 기반을 둔 전 지구 계절예측이며, 더욱 최근에는 역학적 기후예측을 계절 규모에 국한하지 않고 계절 내(subseasonal)에서 수십 년(decadal)의 시간규모로 확장하고자 하는 새로운 노력들이 시도되고 있다. 하지만 계절 예측 자체의 진보와 향상에 비해 계절예측자료의 활용은 더디게 발전하고 있으며, 이에 사용자의 활용성 증대를 목적으로 수요와 가치가 부가된 새로운 콘텐츠에 대한 필요성이 대두되고 있다(Goddard et al. 2001; Troccoli 2010). APEC(Asia-Pacific Economic Cooperation) 기후센터(APEC Climate Center, APCC)는 2005년 개소 이후 지난 10여 년간 현업적인 측면에서 끊임없는 개선을 통해 현재는 명실상부 전 세계적으로 가장 다양한 예측모형을 활용한 다중모델앙상블(Multi-Model Ensemble, MME) 기반의 계절예측정보를 제공 중이다. 또한 APCC MME 계절기후예측자료의 예측성능은 세계 우수 현업기관에 비해 다소 우위를 나타낸다(민영미 외 2017). 하지만 현재 APCC에서 누리집(Homepage)을 통해 외부로 서비스 중인 기후예측정보는 여러 MME 기법을 바탕으로 매월 6개월 선행시간을 가지는 결정론적·확률론적 월·계절 기후예측정보(예를 들어, 기온/강수의 기후편이와 삼분위 확률)와 엘니뇨-남방진동(El Niño-Southern Oscillation, ENSO) 예측정보로, 그 종류가 상당히 제한적이다. 이러한 다양한 예측정보의 제약과 함께 최근 MME를 기반으로 계절예측정보를 생산·제공하는 신규 현업기관들(예, NMME¹⁾, WMO LC-LRFMME²⁾ 등)의 등장으로 기후서비스는 새로운 국면에 도래했다.

이러한 배경으로 사용자를 위한 계절기후정보 활용성 증대와 세계 우수 현업기관과의 경쟁에서 우위를 확보하기 위해, 2017년에 “기후예측자료 기반 새로운 콘텐츠 생산을 위한 예측시스템 개발”의 다년도 과제가 시작되었다. 본 과제는 최종적으로 현업 운영 및 예측정보 서비스를 목표로 하므로 APCC 자료의 가용성, 내부역량, 타 기관과의 차별성 등의 조건을 바탕으로 신규 콘텐츠 발굴이 제안되었다.

1. APCC와 Model Provider(Holder)들 간 자료 교환 정책(Data Exchange Policy)

1) North American Multi-Model Ensemble

2) World Meteorological Organization Lead Centre for Long-Range Forecast Multi-Model Ensemble

에 따라, APCC는 매월 10개 변수³⁾에 대해 6개월의 선행시간(Lead-time)을 가지는 월 평균 자료를 수집하고 있다(APCC 자료의 가용성).

2. 센터 내 선행연구의 종합적인 검토 결과, 지난 10년 동안 APCC는 개별 모형 및 MME 진단(Diagnostics), MME 예측 기술 개발, MME 자료를 활용한 극한기후 예측에 대한 상당히 많은 연구가 개별적으로 진행되어 왔고 그 연구 성과 또한 인정받아 왔지만, 실제로 연구 결과가 현업화(Research-to-Operation, R2O) 된 사례는 매우 제한적이다. 그러므로 본 과제는 계절예측의 다양한 정보 제공을 위해 전체적으로 콘텐츠 발굴부터 핵심 예측기술 개발, 예측 시스템 구축 및 (현업)운영까지 통합적이고 유기적인 체계를 통해 연구를 진행(Figure 1.1 참조)하고자 한다(내부 역량).

3. 1차 년도(2017년)에는 APCC 계절기후예측 정보의 다양화에 적합한 콘텐츠를 발굴하기 위해, MME를 활용하여 계절예측정보를 제공하고 있는 세계 유수현업기관⁴⁾의 현황(민영미 외 2017, 2.1절 참조)을 파악하고 타 기관과의 차별성을 고려하여 APCC 현업에 적용 가능한 콘텐츠를 발굴하였다(타 기관과의 차별성).

이에 2017년(본 과제의 1차 년도)에는 “ENSO 위상/강도”, “전구 가뭄”, “동아시아 겨울 몬순”, “상/하위 15% 극한 기후”의 콘텐츠를 우선 새로 발굴하였다. 또한 각 콘텐츠에 대한 APCC 참여모형 및 MME의 예측성능 평가와 핵심 예측기술 개발에 대한 기초 연구를 수행하였다(1차 년도의 주요성과는 2장 참조). 2차 년도인 2018년에는 공공 서비스(public service) 및 올해 새로 시작한 타 신규 연구와의 연계성을 고려하여 “ENSO 위상/강도”, “전구 가뭄”을 연속 연구를 위한 콘텐츠로 선정하였다. “ENSO 위상/강도”는 1차 년도에 개발 완료된 예측시스템의 시험 운영 및 안정화를 통해, 예측시스템 구축 및 현업화(operationalization)를 그 목표로 한다. “전구 가뭄”은 1차 년도에 prototype으로 개발된 (결정론적) 예측시스템을 확률론적 예측으로 확대하여 개발하고, test-bed 구축을 통해 확률론적 예측의 예측성능을 좀 더 상세하고 포괄적으로 검증하고자 한다.

3) 지면기온, 해수면기온, 강수, 해면기압, 850hPa 기온 및 바람장, 500hPa 지위고도, 200hPa 바람장

4) 북미지역 다중모델앙상블(NMME), 국제 기후 사회 연구소(IRI), 유럽중기예보센터(ECMWF), 세계기상기구 장기예보 선도센터(WMO LC-LRF)

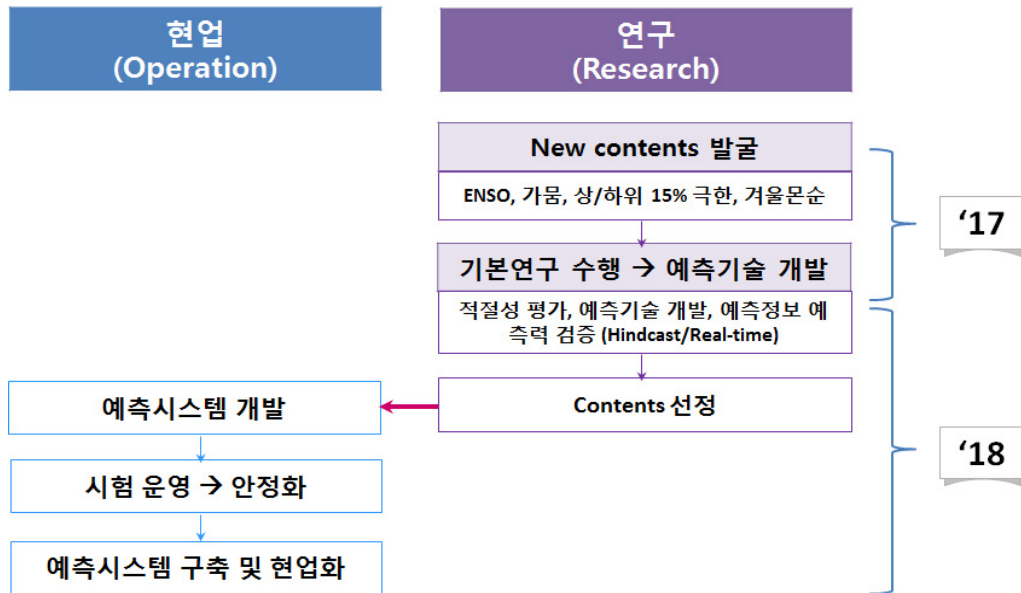


Figure 1.1. Project Structure.

2. 1차 년도(2017년) 주요 성과

본 과제의 1차 년도인 2017년에는 APCC 현업에 적용 가능한 콘텐츠를 발굴하고 그에 따른 예측기술 개발 및 종합적인 예측력 평가를 통해, 선정된 콘텐츠의 추후 기후 서비스로의 발전 가능성을 타진하는 것을 과제 목표로 삼았다. 센터 내 진행된 선행연구 및 타 우수기관의 기후 서비스 현황 등을 종합적으로 검토하고 APCC MME 자료의 가용성, 내부역량 및 타 기관과의 차별성 등을 고려하여, “ENSO 위상/강도”, “전구 가뭄”, “동아시아 겨울 몬순”, “상/하위 15% 극한 기후”의 콘텐츠를 발굴하였다. 이러한 콘텐츠별로 APCC 참여모형 및 MME의 예측성능 평가와 핵심 예측기술 개발에 대한 기초 연구를 수행하였다. 각각의 콘텐츠는 센터 내 기존 선행연구와의 연계 및 센터 여건에 따라 연차별로 상이한 연구 진행과 계획을 가진다. 이 중 “동아시아 겨울 몬순”과 “상/하위 15% 극한 기후”의 두 콘텐츠는 2018년에는 타 과제로 전환되어 현업화 되거나 연구 범위를 확장한다. “ENSO 위상/강도”와 “전구 가뭄”은 본 과제에서 2차 년도 과업내용을 연속 진행하며 1차 년도의 주요 성과는 다음과 같다.

2.1 ENSO 위상/강도 확률예측

ENSO는 열대 태평양 대기-해양 상호작용의 대표적인 현상이며, 이와 관련된 열대 열원의 시-공간적인 변동은 전지구적인 기후와 생태계, 더 나아가 많은 국가들의 사회·경제활동에까지 영향을 미치는 중요한 기후 요인 중 하나이다. 특히, ENSO 강도가 강할수록 극한 기상·기후 현상의 발생 빈도 및 심각성은 크게 나타난다. 이러한 ENSO 현상에 대한 관심 및 예측에 대한 중요성이 점차 커지면서 대부분의 현업기관에서 적도태평양 SST 및 ENSO에 대한 지속적인 감시 및 예측정보를 제공하고 있다. 하지만, 대부분 결정론적 예측정보이며 현재 유일하게 IRI에서 ENSO 위상에 대한 카테고리별 확률예측정보를 제공하고 있다. APCC 역시 적도태평양 SST 및 ENSO 변동성에 대한 감시 및 예측기술 개발에 노력을 기울인 결과(Jeong et al. 2008, 2012; Kim et al. 2017; Min et al. 2017; Ham et al. 2018; 내부역량), 2009년 9월부터 MME를 활용한 SST 및 ENSO 예측시스템을 준현업으로 운영하였다. 최근 APEC 회원국의 요구 및 기후정보 활용성 제

고를 위해 2013년 9월부터 예측시스템을 6개월로 확대 운영하여(Min et al. 2017b), 향후 6개월에 대한 SST 및 ENSO 예측정보를 홈페이지를 통해 제공하고 있다(**자료의 가용성**). 하지만 APCC에서 제공하고 있는 SST 및 ENSO 예측정보는 모두 결정론적 형태이며, 그 종류 또한 상당히 제한적이다. 따라서 보다 다양하고 유용한 정보 제공을 위한 새로운 콘텐츠 발굴 및 예측기술 개발이 필요한 현 시점에서, ENSO 위상뿐만 아니라 강도 예측(**타 기관과의 차별성**)을 위한 예측기술 개발은 시기적절하다고 판단되어 첫 번째 예측 콘텐츠로 선정되었다.

1차 년도에는 ENSO 위상/강도 예측을 위한 MME 확률예측기술 개발에 앞서, 29년 Hindcast 기간(1982-2010)의 SST 및 Niño 3.4 지수에 대한 개별모델(CMCC⁵⁾, CANCM3⁶⁾, CANCM4⁷⁾, NASA⁸⁾, NCEP⁹⁾, PNU¹⁰⁾, POAMA¹¹⁾, SCOPS¹²⁾) 및 MME 예측력을 우선적으로 평가하였다. 그 이후, ENSO 위상/강도 확률예측기술 개발을 위해 다양한 통계적 분석(예, Kolmogorov-Smirnov 테스트, 모수화/비모수화 기법 등) 및 예측력 평가를 통해 ENSO 위상/강도를 정의할 때 활용되는 Niño 3.4 지수의 분포가 관측 및 개별모델 모두 Gaussian 분포를 따름을 확인하였고, 개별모델의 예측확률 추정 시 Gaussian fitting 모수화 방법이 비모수화 방법에 비해 적합함을 밝혔다. 또한, 개별모델의 오차 보정 기법(관측과 동일한 발생빈도를 가지는 임계값을 모델별/계절별로 새로 정의하는 방법)과 모델에 다양한 가중치를 부여하는 기법(model combination)을 적용, 예측력을 비교/평가한 결과, 관측과 동일한 임계값으로 ENSO를 정의하는 기존의 방법과 단순평균기법이 ENSO 위상/강도 예측에는 가장 적절하다고 판단되었다. 그 결과, Gaussian fitting 방법을 적용하여 개별모델의 ENSO 위상/강도에 대한 예측확률을 추정하고, 개별모델의 예측확률을 단순 평균하는 기법이 APCC 현업적인 측면에서 가장 적합함을 밝혔다. 이렇게 개발된 ENSO 위상/강도 확률예측을 위한 PMME(Probabilistic MME; Figure 2.1)기법을 Hindcast 기간에 대한 검증을 수행한 결과 ENSO 위상뿐만

5) Centro Euro-Mediterraneo per Cambiamenti Climatici)

6) Canadian Coupled Model version 3

7) Canadian Coupled Model version 4

8) National Aeronautics and Space Administration

9) National Centers for Environmental Prediction

10) Pusan National University

11) Predictive Ocean Atmosphere Model for Australia

12) Seamless Coupled Prediction System

아니라 강도에 따른 카테고리별 확률예측에 있어서 대부분의 선행시간에서 ROC(Relative Operating Characteristic) score > 0.9 이상의 높은 예측력을 보이며 각 카테고리에 대한 예측확률 추정이 적절함을 보였다(Figure 2.2).

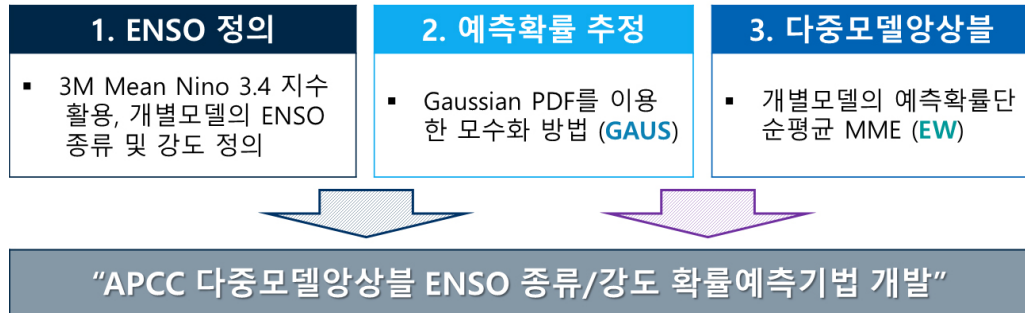


Figure 2.1. Description of developed probabilistic MME (PMME) prediction system for ENSO type and intensity forecasts, based on a Gaussian fitting method for estimation of categories and an uncalibrated MME with equal model weighting.

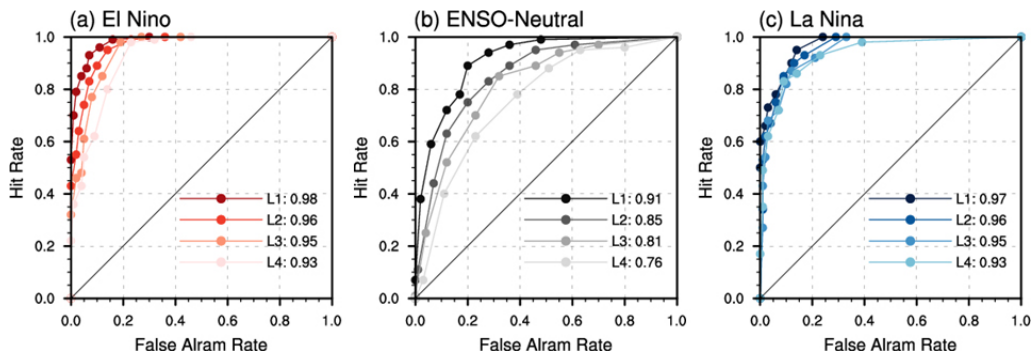


Figure 2.2. Relative Operating Characteristics (ROC) curves of the PMME prediction system for ENSO type forecast at lead times of 1, 2, 3, 4 months. ROC scores (area under the ROC curve) for each category and lead time are shown in the plot.

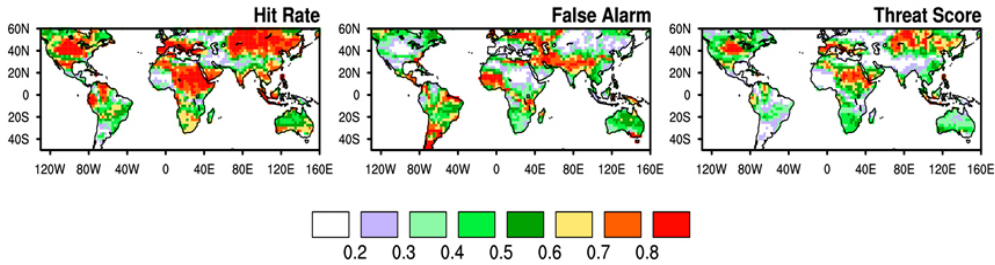
2.2 전구 가뭄 예측기술 개발

가뭄은 장기간 지속되는 극한 현상으로 최근 전 지구적인 관점에서 선제 대응되어야 하며 이를 위해 전구 가뭄 감시와 예측에 대한 필요성이 대두 되었다. 하지만, 센터 내외 부의 선행 연구 및 기후예측 서비스 현황을 고려할 때, 대부분의 가뭄예측이 지리적으로 유역 규모 또는 국가 영역에서 진행되고 서비스¹³⁾ 되어 왔다. APCC는 현재 실시간 가뭄 감시 자료는 매월 홈페이지를 통해 제공¹⁴⁾하고 있으며, 이와 연계할 수 있도록 하기 위해 서(자료의 가용성) 2017년에는 전구 가뭄 예측시스템 개발 및 예측성 연구로 그 영역을 확대하여 추진하였다(타 기관과의 차별성). 1차 년도인 2017년에는 전구 가뭄 예측에 대한 표준 지침이 없는 사항에서, 가뭄 정의와 지시자 선정을 위해서 여러 가뭄 지수 중 보편성, 유용성, 당위성, 가용성, 예측성 등의 선정 기준을 바탕으로 Standardized Precipitation Index(SPI; McKee et al. 1993, 1995)를 가뭄 예측에 적합한 가뭄 지수로 선정하였다. SPI는 장기간(long-term)의 강수 결핍에 의한 기상학적 가뭄을 나타내며, 가뭄 감시 자료와의 연계성을 고려 시 적합한 지수이다. 아울러, 그간 APCC MME 기후예측자료를 활용한 한반도 가뭄 예측에 대한 선행연구를 확장하여(Sohn et al. 2013a, b; Sohn and Tam 2016), 전구 강수 및 가뭄의 특징을 분석하고 전구 육지 지역에 대한 강수 예측 성능을 분석하였다(내부 역량). MME 기후예측 자료의 예측 선행 시간을 고려하여 6개월 시간규모에서의 SPI 예측자료를 생산하고, 이 과정에서 평균 또는 분산을 고려한 기후학적 편차 보정(bias correction)의 영향을 분석하였다. 1차 년도에 개발된 예측 시스템은 결정론적 SPI 예측에 바탕을 두었으며 가뭄지수의 일반적인 예측성능과 계절성을 평가하였다. 더불어 가뭄 발생(예를 들어, Figure 2.3 참조), 강도, 공간적인 범위 등의 가뭄의 주요 특징과 관련된 예측 성능을 검증하였다. 예를 들어, 가뭄 발생에 대해 이전 선행연구(Mo and Lyon 2015)와 예측성능을 비교 할 때 유사하거나 비교 우위의 결과를 보여 준다. 이러한 결정론적 검증 결과는 APCC MME 계절 예측 자료를 기반으로 전구 가뭄 예측시스템을 개발하고 향후 그 자료를 생산·제공하는데 가치가 있음을 보였다.

13) 대표적인 예로 National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) Climate Prediction Center (CPC)의 “US Monthly and Seasonal Drought Outlook”

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

(a) APCC



(b) NMME

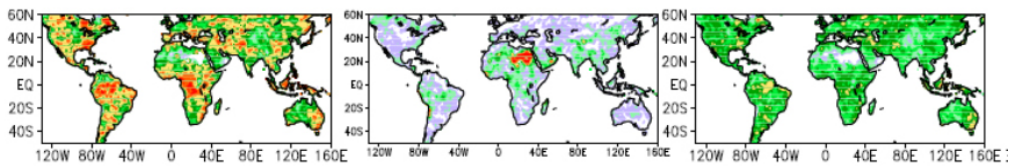


Figure 2.3. Verification skills for categorical forecast of (a) APCC and (b) NMME for drought occurrence, based on (left) hit rate, (middle) false alarm, and (right) threat score. Drought occurrence is identified when the 6-month SPI index drops below a particular threshold of -1.0 (see Table 4.2). Here several verification measures for forecasts being below the threshold based on a contingency table approach applied at each grid point is computed (Mo and Lyon 2015). The entries in the table are defined as follows: A is the number of drought events that are forecast and occur, B is the number of drought events that are forecast but do not occur, C is the number of drought events that are not forecast but do occur, and D is the number of drought events that are not forecast and do not occur. The variable N is the total number of drought events analyzed from 1983 to 2005. Based on these values, the hit rate is defined as $H = A/(A+C)$, the false alarm rate is defined as $FAR = B/(A+B)$, and the threat score is defined as $TS = A/(A+B+C)$.

3. ENSO 위상/강도 확률예측시스템 개발

3.1 서론

앞서 2.1장에서 언급한 바와 같이 본 과제 1차 년도에 개발된 ENSO 위상/강도 확률 예측기법을 2차 년도에는 현업화(즉, 예측시스템 개발 및 안정적인 현업 운영)하여, 홈페이지를 통한 예측정보 제공이 최종 목표라 할 수 있다. 따라서 3장에서는 확률예측 운영 시스템 개발 및 지난 3년간의 실시간 예측(2015JFM-2017/18DJF)에 대한 ENSO 위상/강도 확률예측 정보의 예측력 검증 결과를 포함하였다. 개발된 예측시스템은 (1) Gaussian fitting 방법을 적용하여 개별모델의 ENSO 위상/강도에 대한 카테고리별 예측확률을 추정하고(Figure 3.1), (2) 개별모델의 예측확률을 단순 평균하는 방법이며(Figure 3.2), ENSO 위상/강도를 정의하는 기준은 Table 3.1과 같다. ENSO 확률예측 기법에 대한 자세한 설명 및 검증결과는 2017년 연구보고서를 참조하길 바란다(민영미 외 2017).

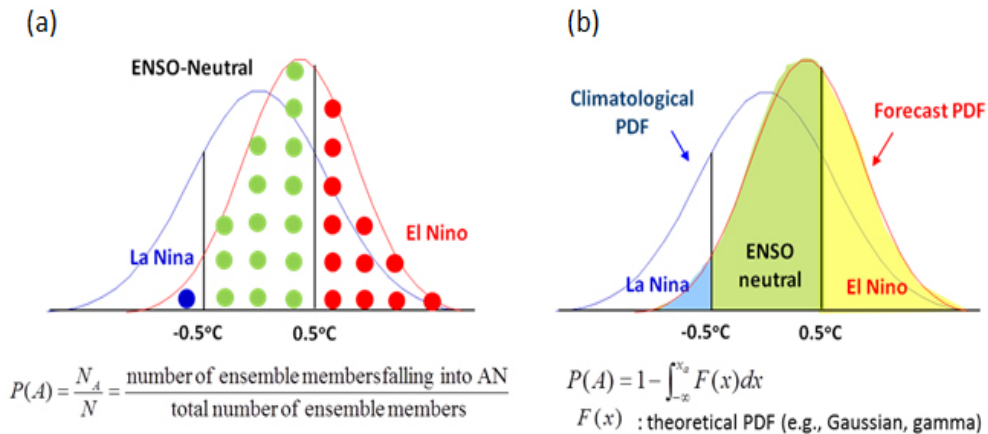


Figure 3.1. Schematic diagram for the estimation of forecast probabilities (a) based on empirical ranking method and (b) based on statistical fitting method from a forecast PDF for each category, El Niño, ENSO-Neutral, and La Niña.

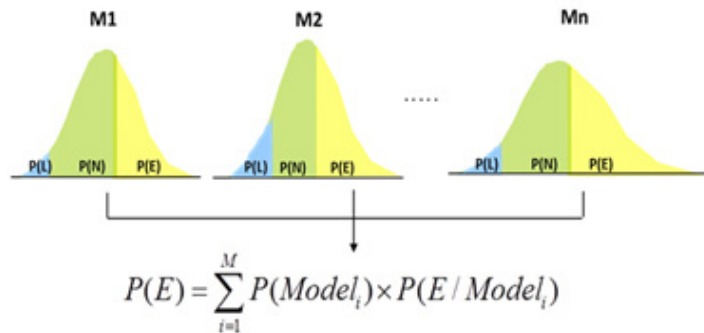


Figure 3.2. Schematic diagram showing the combination of forecast probabilities from single-model by applying the total probability formula with equal model weighting.

Table 3.1. Definition of ENSO type and strength based on 3-month mean Niño 3.4 index anomaly used in the study.

ENSO Category	Definition
Strong El Niño	Niño 3.4 index $\geq +1.5^{\circ}$
Moderate El Niño	$+1.0^{\circ} \leq \text{Niño 3.4 index} < +1.5^{\circ}$
Weak El Niño	$+0.5^{\circ} \leq \text{Niño 3.4 index} < +1.0^{\circ}$
ENSO-neutral	$-0.5^{\circ} < \text{Niño 3.4 index} < 0.5^{\circ}$
Weak La Niña	$-1.0^{\circ} < \text{Niño 3.4 index} \leq -0.5^{\circ}$
Moderate La Niña	$-1.5^{\circ} < \text{Niño 3.4 index} \leq -1.0^{\circ}$
Strong La Niña	$-1.5^{\circ} \geq \text{Niño 3.4 index}$

3.2 실시간 예측 검증

3.2.1 관측 및 모델 자료

2차 년도에 개발한 ENSO 위상/강도 확률예측시스템에 대한 설명에 앞서, APCC가 6개월 ENSO 예측을 시작한 2013년부터 현재까지 예측정보를 활용하여 ENSO 위상/강도에 대한 예측확률을 평가하고자 한다(Hindcast 기간에 대한 예측기술 평가는 작년 보고서에 포함되어 있음; 민영미 외 2017). 본 과제를 통해 개발된 예측시스템은 실시간 예측정보 제공을 위한 현업이 최종 목표이기 때문에 3.2장의 예측력 평가를 위해 실제 현업에 사용된 모델의 예측정보를 활용하였다(Table 3.2). 즉, 그 당시 현업상황(예, 자료 수신시기, 자료이상 등)에 따라 MME에 참여한 모델의 수가 조금씩 상이할 수 있다. 참고

로, 캐나다 기상청에서 제공해오던 CANCM3와 CANCM4는 2016년부터 두 모델 값을 합쳐서 하나의 모델 MSC(Meteorological Service of Canada)로 보내주고 있으며, 유럽지중해 기후변화센터(CMCC)는 2014년 5월부터 APCC MME에 참여하기 시작했다. 또한 APCC는 하와이대학과의 지속적인 협력 및 공동연구를 통한 자체모델 개발에 노력을 기울인 결과, 예측력 높은 고해상도 모델 SCoPS 모델을 개발하여(Ham et al. 2018), 2017년 12월부터 기존의 CCSM3(Community Climate System Model version 3)에서 SCoPS로 자체모델을 변경하여 APCC MME에 참여하고 있다.

예측정보를 검증하기 위해 사용된 관측 자료는 미국 해양대기청의 기후진단센터에서 실시간으로 제공되는 최적내삽법을 활용한 해수면온도(Optimum Interpolation SST; OISST; Reynolds et al. 2002)의 월평균 자료이며, 사용된 기간 및 해상도는 모델과 동일한 2.5° 격자 자료이다. 분석을 위해 모델 및 관측 자료는 각각의 29년 기후값(1982-2010년)에 대한 편차를 이용하였다. 단, NCEP의 경우, 모델의 계통적 오차 보정을 위해 1999-2010년 기후 값을 활용하였다(보다 자세한 내용은 작년 보고서 참고바람; 민영미 외 2017; Kirtman et al. 2014).

Table 3.2. Description of participating models in MME ENSO prediction used in the study.

Model	Organization/ Country	Resolution	Ens. Size (H/F)	Forecast Period	Reference
CCSM3	APCC/Korea	T85L26	10/10	2013.9-2017.11	Jeong et al. (2012)
CMCC	CMCC/Italy	T63L19	9/9	2014.5-present	Aleesandri et al. (2010)
CANCM3 (MSC)	MSC/Canada	T63L31	10/10 (20 ^a)	2013-2015 (2016-present)	Scinocca et al. (2008)
CANCM4 (MSC)	MSC/Canada	T63L31	10/10 (20 ^a)	2013-2015 (2016-present)	Merryfield et al. (2013)
NASA	NASA/USA	288x181 grid L72	11/11	2013-present	Molod et al. (2012)
NCEP	NCEP/USA	T62L64	20/20	2013-present	Saha et al. (2014)
PNU	PNU/Korea	T41L18	5/5(3-10 ^b)	2013-present	Ahn and Kim (2014)
POAMA	BOM/Australia	T47L17	33/33	2013-present	Lim et al. (2012)
SCoPS	APCC/Korea	T159L31	10/10	2017.12-present	Ham et al. (2018)

^a Replaced by MSC with 20-ensemble from 2016.

^b Usually 5-ensemble, but sometimes it differs from 3 to 10-ensemble.

3.2.2 결정론적 예측 검증

우선 OISST 자료에서 나타나는 적도태평양 SST 및 850hPa 하층 수평 바람장(U850)을 살펴보면(Figure 3.3), 2015년 여름철부터 서태평양에서 강한 서풍편차와 함께 동태평양에서 강한 양의 SST 편차를 보이기 시작하다 그해 겨울 아주 강한 양의 SST 편차가 동태평양에서 발달 이후 서태평양에서 동풍편차가 나타나면서 점차 약화되어 약한 음의 편차를 보였다. 특히, 2017년은 2015/16년 아주 강한 양이 편차 이후 2번 연속으로 겨울철 음의 편차가 나타났다. 이러한 SST 및 U850 변동성을 선행시간 1개월 MME에서 상당히 잘 모의하는 것으로 보인다. 특히, 2015/16년 아주 강한 양의 편차와 2016/17년 겨울 약한 음의 편차에 대한 강도 및 시점을 MME는 개별모델에 비해 관측과 유사하게 모의하였다. 하지만, 2017/18년 동태평양 약한 음의 편차에 대해서는 대부분의 모델이 관측보다 약하게, 느리게 모의하면서 MME 또한 동일한 결과를 보였다.

다음으로 3개월 평균 Niño 3.4 지수 편차를 살펴보면(Figure 3.4), 2011/12년 약한 라니냐 이후 2014년 중반까지 중립상태가 2년 이상 지속되다 2014년 가을부터 Niño 3.4 지수 편차가 0.5℃ 이상의 값을 보이며 약한 엘니뇨가 시작되었다. 이후 2015년 봄철부터 Niño 3.4 지수는 급격히 증가, 여름철 이후 강한 엘니뇨 임계값인 1.5℃ 이상의 값을 보이다 2015/16년 겨울철 Niño 3.4 지수는 2.5℃ 이상으로 아주 강한 엘니뇨로 발달하였다. 이후 엘니뇨가 소멸하면서 2016-17년 겨울철 두 번의 약한 라니냐가 나타났다. APCC MME에 참여하는 대기-해양 접합모델이 예측한 3개월 평균 Niño 3.4 지수는 관측에서 나타나고 있는 ENSO의 변동성을 대체적으로 잘 모의하는 것으로 나타났으며, 지난 5년간(5년×12개월=60자료) 관측과의 상관도는 선행시간 1(4)개월에서 0.85-0.94(0.55-0.85)의 범위를 보였다. 그 결과, APCC MME가 모의한 3개월 평균 Niño 3.4 지수는 2013JFM-2016/17DJF 기간 동안 관측과 상관도는 선행시간 1개월에 0.96의 값을 보였고, 선행시간 4개월에 대해서도 0.86으로 아주 높은 예측력을 보였다. 하지만 앞서 Figure 3.3에서 나타난 바와 같이, 2017/18년 약한 라니냐의 경우 관측에 비해 약하게, 그리고 느리게 발달할 것으로 대부분의 모델 및 MME에서 모의를 했고, 선행시간 4개월 MME에서는 라니냐를 예측하지 못하는 경향을 보였다.

3.2.3 확률론적 예측 검증

Figure 3.5는 2013-2017년까지 본 과제를 통해 개발된 확률예측기법(PMME)에 의해 예측된 엘니뇨/중립/라니냐에 대한 각 카테고리의 예측확률을 나타낸 것이다. 2015/16년 엘니뇨가 발달하기 전까지 지속되어오던 중립상태에 대해 PMME는 중립 카테고리에서 가장 높은 확률(60% 이상)을 예측하였다(2013JFM-2014MJJ). 또한, 엘니뇨 임계값인 0.5°C 이상의 값을 관측에서 보인 2014SON-2016AMJ 기간 동안 PMME는 선행시간 1개월(L1)에서 2015FMA만 제외하고는(PMME는 중립일 확률이 65%이상으로 예측함) 관측과 동일하게 엘니뇨에서 가장 높은 예측 확률값을 보이며, ENSO 위상에 대한 카테고리를 정확히 맞춘 것으로 확인 된다. 또한 2015/16년 강한 엘니뇨 임계값인 1.5°C 이상의 값을 보인 2015JJA-2016FMA 기간동안 PMME는 엘니뇨일 확률이 95% 이상으로 정확히 예측하였다. 하지만 2015/16년 엘니뇨 발달시기를 관측에 비해 한 계절 빠르게 예측하는 경향을 보였다. 선행시간 4개월(L4)에서도 엘니뇨 카테고리에서 가장 높은 예측 확률 값을 보이긴 했지만, 선행시간이 길어질수록 개별 모델 간 예측 범위가 커지면서 엘니뇨/중립/라니냐 간의 예측확률 차이가 작아지면서 상대적으로 L1에 비해 예측력이 낮아지는 경향을 보였다. 2015/16년 강한 엘니뇨 이후 발생했던 2016ASO-OND 기간의 약한 라니냐에 대해서 PMME는 L1에 관측에 비해 빠르게 발달(즉, 2016JJA부터 라니냐에서 가장 높은 확률 값을 보임)하고 2016/17DJF까지 지속될 것으로 예측하였다. 이는 약한 엘니뇨/라니냐가 강한 엘니뇨/라니냐에 비해 예측력이 낮게 나타났던 Hindcast 결과처럼 ENSO 위상에 따른 예측력 차이를 확인 할 수 있다. 2017년 하반기에 나타난 약한 라니냐는 2016/17년 라니냐와 달리 관측에 비해 늦게 발달할 것으로 예측하였고, 선행시간이 길어질수록 이러한 경향을 커지면서 중립이 가장 높은 확률 값을 보였다.

ENSO 강도예측은 3개의 카테고리(엘니뇨/중립/라니냐) 중 가장 높은 확률을 예측한 카테고리를 우선 선정하고, 그 카테고리가 엘니뇨 또는 라니냐일 경우 강도에 대한(강/중/약) 예측확률을 함께 나타내었다(Figure 3.6). 관측에서 3개월 평균 Niño 3.4 지수가 엘니뇨 임계값인 0.5°C 이상의 값을 보인 기간에 대해서 PMME는 모두 엘니뇨의 발생확률을 가장 높게 예측했으며, 강한 엘니뇨 기간(2015JJA-2016FMA) 동안 L1, L4 모두

PMME는 강한 엘니뇨가 중/약한 엘니뇨에 비해 예측확률이 높게 나타났다. 예를 들어 2015JJA에 대해 PMME는 강한 엘니뇨의 확률을 46.3%로 다른 카테고리에 비해 가장 높게 예측하였다(Figure 3.7). 2017년 겨울 나타난 약한 라니냐에 대해서도 PMME는 약한 라니냐에서 가장 높은 56.3% 예측확률을 보이면서(Figure 3.8) ENSO 강도에 대한 카테고리를 잘 구별하는 것으로 나타났다. 그 결과 지난 5년간의 ENSO 위상/강도에 대한 개별모델 및 PMME의 예측력을 Heidke Skill Score(HSS)로 살펴보면(Figure 3.9), ENSO 위상/강도 확률예측에 있어서 개별모델에 비해 MME가 높은 예측력을 보이며 L1에서 $HSS > 0.6$ 이상의 높은 값을 보이고 있다. 즉, 본 연구에서 개발한 확률예측 기법(Gaussian fitting 방법을 적용하여 개별모델의 예측확률을 추정하고, 이를 단순평균하는 방법)은 ENSO 위상 및 강도 카테고리에 대한 예측력이 높음을 확인할 수 있다. ENSO 위상에 대한 지난 5년간의 예측확률은 29년에 대한 Hindcast 기간과 비교했을 때 유사한 HSS 값을 보였으며, ENSO 강도는 Hindcast에 비해 다소 높은 예측력을 보였다(민영미 외 2017, Figure 3.26 비교). 이는 특히 2015/16년 강한 엘니뇨에 대해서 PMME가 정확히 강한 엘니뇨로 예측한 부분의 기여도가 큰 것으로 생각된다. 하지만 좀 더 구체적인 분석을 위해서는 보다 긴 실시간 예측자료를 활용한 예측력 검증에 대한 추가연구가 필요할 것으로 판단된다.

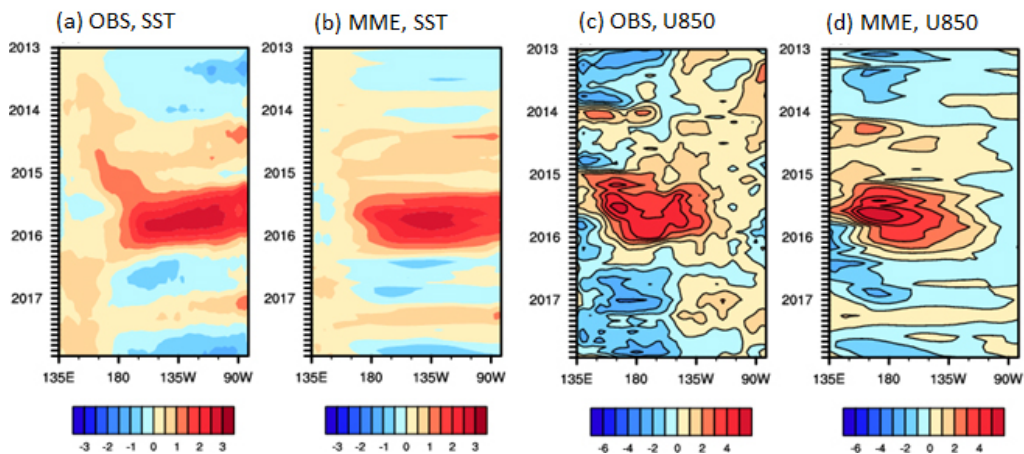


Figure 3.3. Seasonal evolution of equatorial Pacific SST and U850 anomalies (5°N–5°S) from observation and 1-month lead MME predictions for the period 2014JFM to 2017/18DJF.

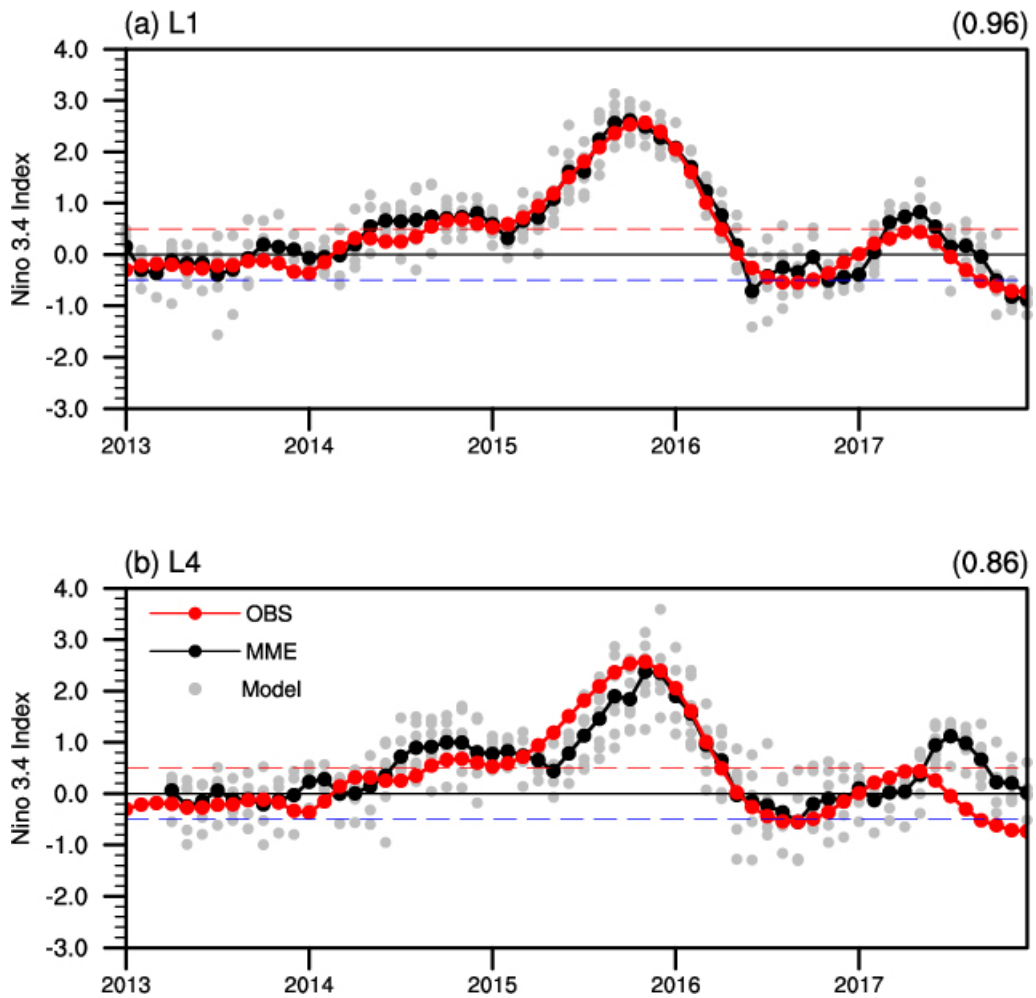


Figure 3.4. Time-series of 3-month mean Niño 3.4 index from observation (red), individual models (grey), and MME predictions (black) at lead times of (a) 1 and (b) 4 months for the period 2013JFM to 2017/18DJF. Temporal correlation coefficients for the MME prediction are also displayed.

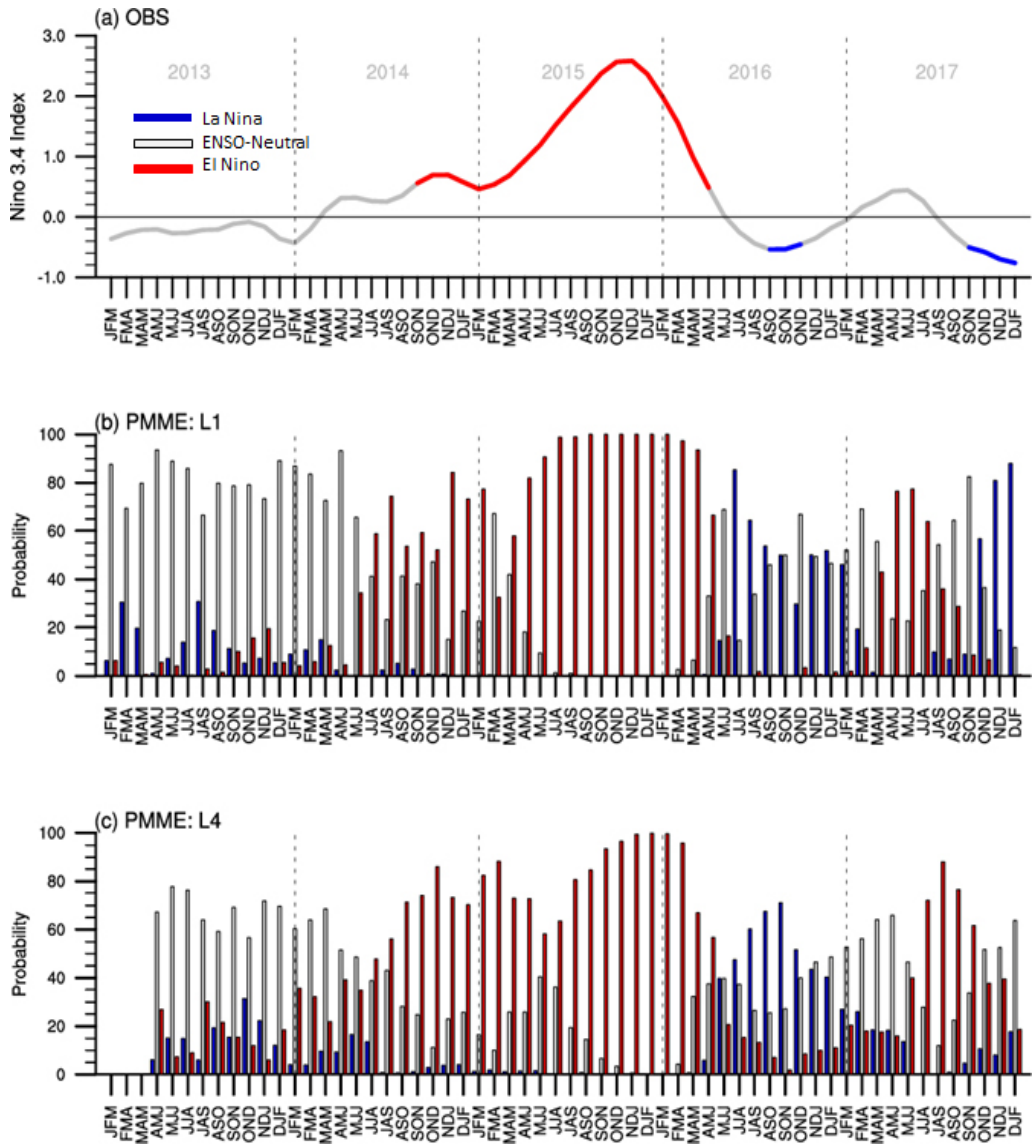


Figure 3.5. (a) Observed 3-month mean Niño 3.4 index and its PMME forecast for ENSO type (El Niño, ENSO-Neutral, and La Niña) at lead times of (b) 1 and (c) 4 months.

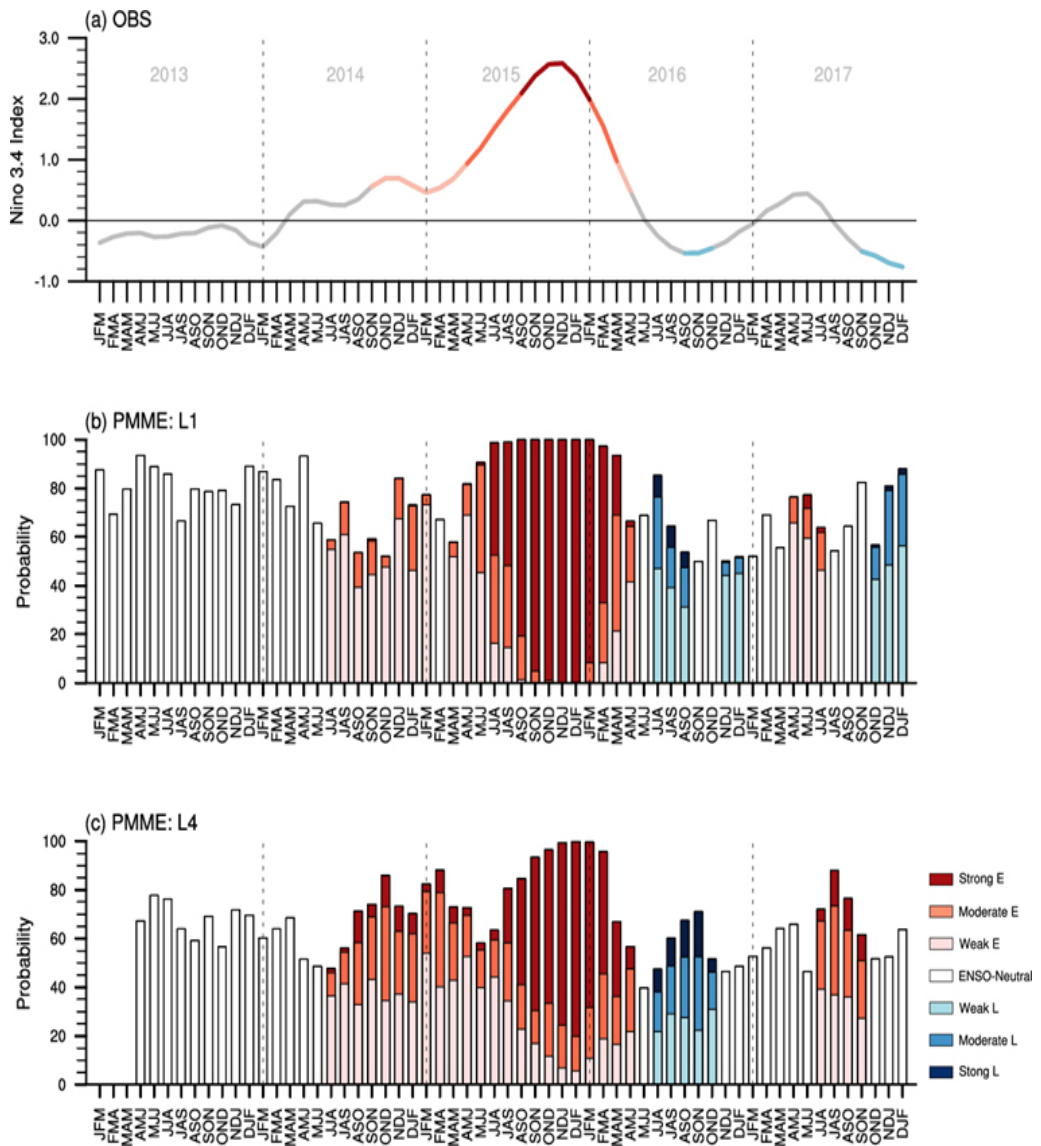


Figure 3.6. Same as Figure 3.5, except for ENSO strength forecast.

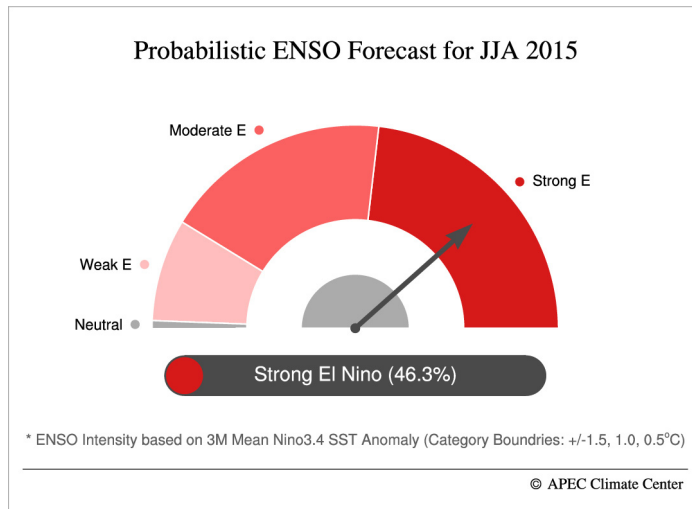


Figure 3.7. Half-pie diagram of PMME prediction system for ENSO intensity forecasts of 2015JJA.

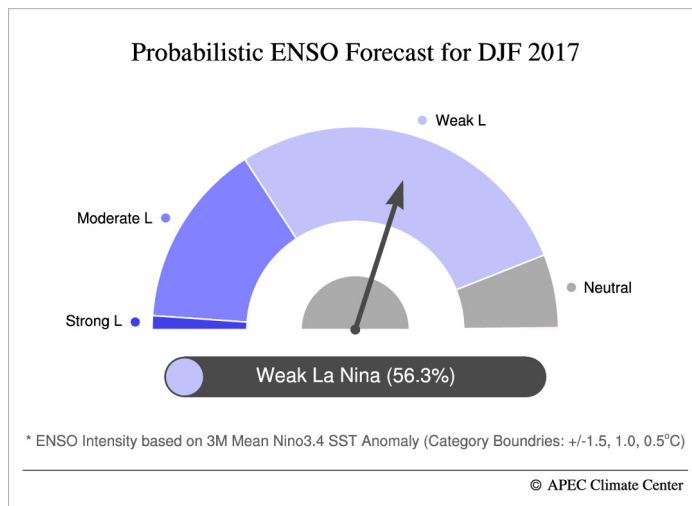


Figure 3.8. Same as Figure 3.7, except for 2017DJF.

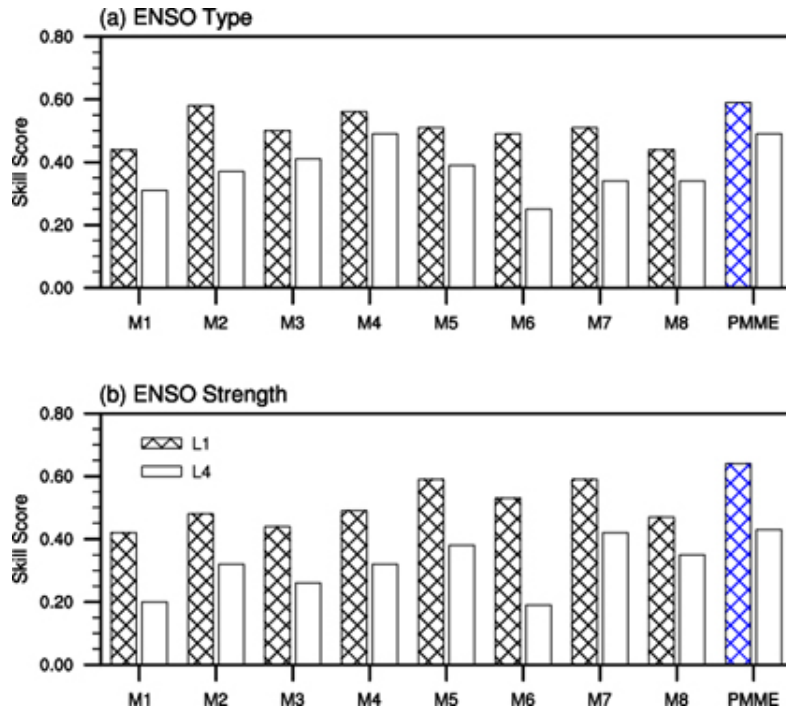


Figure 3.9. Heidke Skill Scores (HSSs) of individual model and PMME prediction at lead times of 1 and 4 months for (a) ENSO type and (b) ENSO strength forecasts for the period 2013JFM-2017/18DJF.

3.3 예측시스템 개발

3.3.1 예측시스템 개요

2017년 개발된 ENSO 위상/강도 확률예측기법을 현업화(Research-to-Operation, R2O)하기 위해, 현재 APCC MME 현업시스템(Automated Forecast System, AFS)과의 통일성을 우선적으로 고려하여 확률예측시스템을 개발하였다. 즉, 현재 AFS 내의 ENSO 예측시스템 내에 ENSO 위상/강도 확률예측기법 코드를 이식, 유기적으로 함께 현업운영이 될 수 있도록 작업하였다. 개발된 현업시스템은 크게 ENSO 위상/강도 확률예측시스템과 그래픽표출 시스템으로 나눌 수 있으며, 각 시스템에 대한 설명은 Figure 3.10과 같다. 또한, 본 예측시스템은 매월 앞으로 6개월에 대한 ENSO 위상(엘니뇨/중립/라니냐) 및 ENSO 강도(강/중/약 엘니뇨 및 라니냐)에 대한 예측 확률 값을 제공한다.

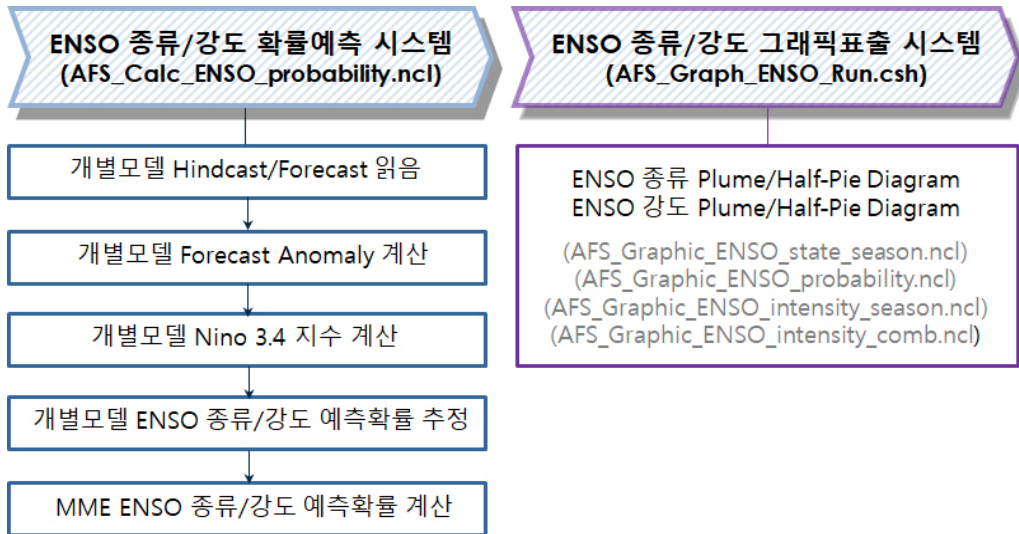


Figure 3.10. Flow chart of the PMME prediction system for ENSO type and intensity forecasts.

3.3.2 예측시스템 구성

- 작업 디렉토리
 - /data11/OPER/AFS/CODE/FIG/ENSO_prediction (\${ENSO})로 정의)
 - 디렉토리 구조는 Figure 3.11과 같음
 - 실행 코드
 - \${ENSO}/1_AFS_ENSO_6mon.ncl
 - 기존의 ENSO 예측시스템 실행파일로써, ENSO 위상/강도 확률예측시스템 및 표출시스템 실행코드를 추가함
 - 결과
 - \${ENSO}/OUTOUT/\${YYYY}\${SEASON}/DATA/
 - \${ENSO}/OUTOUT/\${YYYY}\${SEASON}/Fig/Probability/
- ※ \${YYYY}: 예측하고자 하는 해 (예, 2018)
 \${SEASON}: 예측하고자 하는 계절 (예, JJASON)

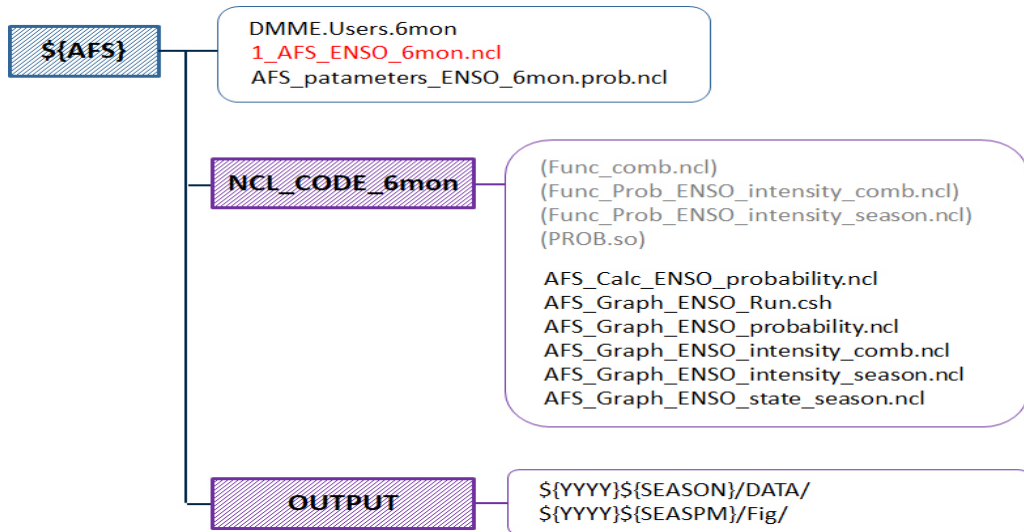


Figure 3.11. The directory structures of the PMME prediction system for ENSO type and intensity forecasts.

3.3.3 실행 절차 및 방법

1) 파라미터 설정: DMME.Users.6mon

- 예측하고자 하는 해: target_year
- 예측하고자 하는 계절: target_season
- 참여하는 모델 이름: model_names_gener

```

> cd /data11/OPER/AFS/CODE/FIG/ENSO_prediction
> vi DMME.Users.6mon
;=====
begin

forecast_season = (/FMAMJJ/)      ; season (DJFMAM, MAMJJA, ...)
forecast_year   = 2016             ; forecast year
start_year      = 1983             ; start year of hindcast
end_year        = 2005             ; end year of hindcast

model_names_gener = (/APCC","CMCC","MSC","NASA","NCEP","PNU","POAMA"/)
mme_names_gener   = (/SCM"/)
end
  
```

2) 실행 파일 수행

- 기존의 ENSO Prediction 실행 파일에 ENSO 확률부분 추가(파란 색)

```

> ncl 1_AFS_ENSO_6mon.ncl
;=====
dir = "/data11/OPER/AFS/CODE/FIG/ENSO_prediction/NCL_CODE_6mon"

begin

;=====
; Calculating ENSO/IOD index
;=====
system("echo ")
system("echo start MME Timeseries")
system("echo ")
system("ncl " + dir + "/AFS_Calc_ENSO_Timeseries.ncl")
system("ncl " + dir + "/AFS_Calc_EMI_Timeseries.ncl")
system("ncl " + dir + "/AFS_Calc_IOD_Timeseries.ncl")

system("echo ")
system("echo start IND Timeseries")
system("echo ")
system("ncl " + dir + "/AFS_Calc_ENSO_Timeseries_model.ncl")
system("ncl " + dir + "/AFS_Calc_EMI_Timeseries_model.ncl")
system("ncl " + dir + "/AFS_Calc_IOD_Timeseries_model.ncl")

system("echo ")
system("echo start Spatial Distribution")
system("echo ")
system("ncl " + dir + "/AFS_Calc_ANO_MODEL_season.ncl")
system("echo ")
system("echo start Hovmoller Diagram")
system("echo ")
system("ncl " + dir + "/AFS_Calc_ANO_OBS_MODEL_13month.ncl")

; ENSO probabilistic forecast
system("echo ")
system("echo Start Probabilistic ENSO Forecast")
system("ncl -Q " + dir + "/AFS_Calc_ENSO_probability.ncl")
system("echo Complete Probabilistic ENSO Forecast")
system("echo ")
;=====
; Graphic Part
;=====
system("echo ")
system("echo start MME Timeseries Graphics")
system("echo ")
system("ncl " + dir + "/AFS_Graph_ENSO_month_Timeseries_Web.ncl")

```

```

system("ncl " + dir + "/AFS_Graph_EMI_month_Timeseries_Web.ncl")
system("ncl " + dir + "/AFS_Graph_IOD_month_Timeseries_Web.ncl")

system("echo ")
system("echo start IND model Timeseries Graphics")
system("echo ")
system("ncl " + dir + "/AFS_Graph_ENSO_month_Timeseries_IND_Web.ncl")
system("ncl " + dir + "/AFS_Graph_EMI_month_Timeseries_IND_Web.ncl")
system("ncl " + dir + "/AFS_Graph_IOD_month_Timeseries_IND_Web.ncl")

system("echo ")
system("echo start Spatial Distribution Graphics")
system("echo ")
system("ncl " + dir + "/AFS_Graph_ANO_Spatial_Web.ncl")

system("echo ")
system("echo start Hovmoller Diagram")
system("echo ")
system("ncl " + dir + "/AFS_Graph_Hov_OBS_Web.ncl")

system("echo ")
system("echo start Table")
system("echo ")
system("ncl " + dir + "/AFS_Graph_ENSO_month_table_Web.ncl")
system("ncl " + dir + "/AFS_Graph_EMI_month_table_Web.ncl")
system("ncl " + dir + "/AFS_Graph_IOD_month_table_Web.ncl")

; ENSO probabilistic forecast
system("csh " + dir + "/AFS_Graph_ENSO_Run.csh")

end

```

3) 결과 확인(ENSO 위상/강도에 대한 확률부분만 명시)

- 자료

$\${\text{ENSO}}/\text{OUTOUT}/\${\text{YYYY}}\${\text{SEASON}}/\text{DATA}/\text{enso_probability_season.nc}$

- 그림

$\${\text{ENSO}}/\text{OUTOUT}/\${\text{YYYY}}\${\text{SEASON}}/\text{Fig}/\text{Probability}/$

Prob_ENSO_State.png(Figure 3.12)

Prob_ENSO_Probability.png(Figure 3.13)

Prob_ENSO_Intensity_ $\${\text{SEASON}}$.png(Figure 3.14)

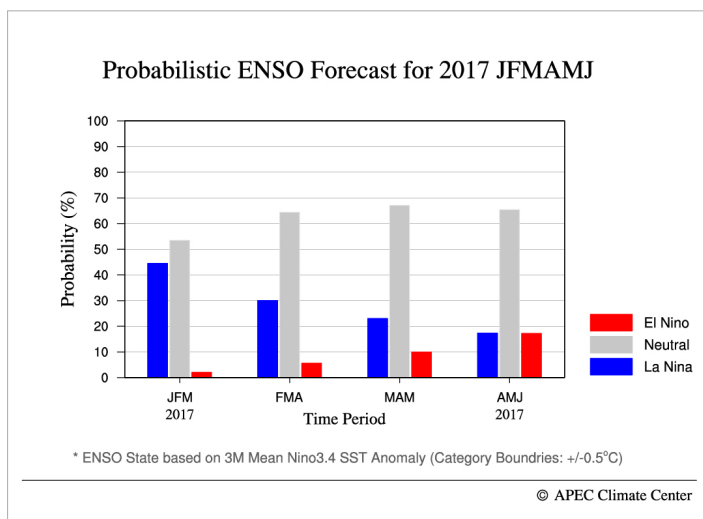


Figure 3.12. Example of ENSO Plume MME forecasts for ENSO type.

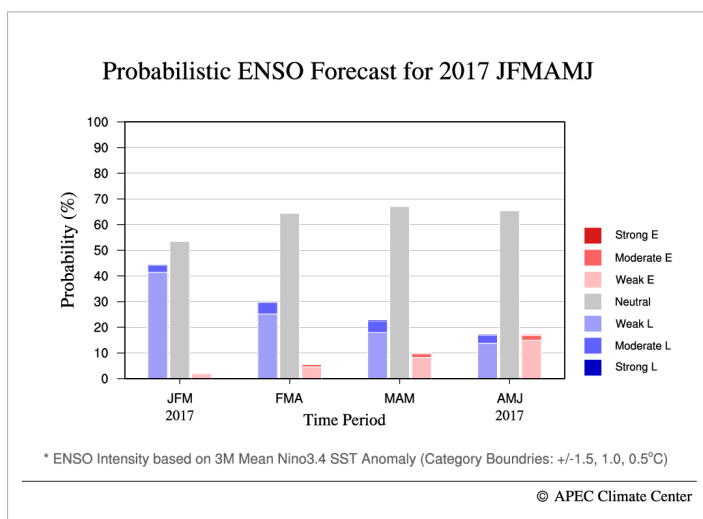


Figure 3.13. Same as Figure 3.12, except for ENSO intensity.

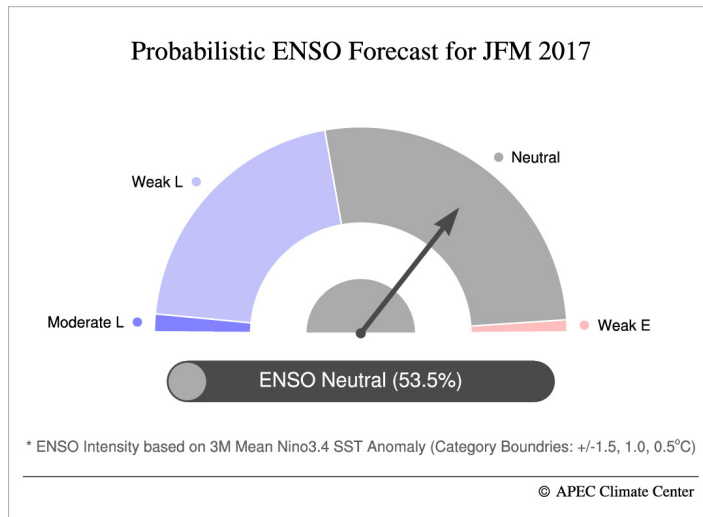


Figure 3.14. Example of half-pie diagram of ENSO Plume MME forecasts for intensity forecasts of 2017JFM.

3.3.4 주요 프로그램

1) 파라미터 정의

- `$(ENSO)/AFS_parameters_ENSO_6mon_prob.ncl`(첨부 1)
 - output 자료 및 그림 디렉토리, ENSO/IOD 지수 정의, 계절 등 정의

2) ENSO 위상 및 강도 예측

- `$(ENSO)/NCL_CODE_6mon/AFS_Calc_ENSO_probability.ncl`
 - ENSO 위상 및 강도에 대한 MME 확률예측 계산 코드
- `$(ENSO)/NCL_CODE_6mon/PROB.f` (PROB.so)
 - ENSO 위상 및 강도 카테고리에 대한 Gaussian-fitting 방법을 적용한 예측확률 추정 계산 코드 및 objective 파일
 - `AFS_Calc_ENSO_probability.ncl` 파일 내에 load해서 사용 함

3) 그래픽 표출

- `${ENSO}/NCL_CODE_6mon/AFS_Graph_ENSO_probability.ncl`(첨부 2)
 - 선행시간 4개월(3개월 평균)에 대한 ENSO 강도 예측확률 그래프(예, Figure 3.13)
- `${ENSO}/NCL_CODE_6mon/AFS_Graph_ENSO_state_season.ncl`
 - 선행시간 4개월(3개월 평균)에 대한 ENSO 위상 예측확률 그래프(예, Figure 3.12)
- `${ENOS}/NCL_CODE_6mon/AFS_Graph_ENSO_intensity_season.ncl`(첨부 3)
 - 각 선행시간에 대한(즉, MAM/AMJ/MJJ/JJA) ENSO 강도 예측확률 파이그래프(예, Figure 3.14)
 - 파일 내에서 `Fucn_Prob_ENSO_intensity_season.ncl` load 하여 사용
- `${ENSO}/NCL_CODE_6mon/AFS_Graph_ENSO_intensity_comb.ncl`
 - 두 계절에 대한 (즉, MAM과 JJA) ENSO 강도 예측확률 파이그래프(홈페이지 용)파일 내에서 `Func_Prob_ENSO_intensity_comb.ncl` load 하여 사용

4. 전구 가뭄 예측기술 개발

4.1 서론

가뭄은 아태지역에서 취약한 수문 관련 이상기후 중 하나이며, 국경을 초월하여 발생한다(ESCAP 2017). 많은 선행연구에 따르면 가뭄과 같은 극한 기후 현상의 발생빈도는 특히 21세기에 들어 더욱 증가하는 경향을 나타낸다(Trenberth 2001; Alexander et al. 2006; Dai 2012; Hao and AghaKouchak 2013; Frich et al. 2002). 지난 수십 년간 미국, 아프리카 대륙 북동부, 호주, 그리고 유럽 남부 지역은 주요 가뭄이 발생한 대표적인 지역으로 보고되고 있으며, 아울러 가뭄은 지역규모를 벗어나 전 지구적인 문제로 인식¹⁵⁾되고 있다. 가뭄의 파급효과 또한 상당하여, 예를 들어, 미국 남서부의 경우 2011년과 2006년에 두 번의 기록적인 가뭄을 겪으면서 수십억 달러의 경제적 손실을 야기했다(AghaKouchak et al. 2012).

가뭄은 천천히 발달하여 (Wilhite 2000) 장기간 누적된 값을 지표로 하므로, 계절기후 이상의 시간규모에서 감시 및 전망되어야 하는 중요한 기후정보 중 하나이다. 특히 가뭄 예측은 가뭄 관리를 위한 조기경보에 절대적인 요소 중 하나이다(Hao et al. 2018). 이에 전 지구 규모의 기후감시 및 예측자료를 활용한 공동 선제대응에 대한 요구가 대두, 그 중 하나로 WMO는 “전구 가뭄 정보 시스템(Global drought information system, GDIS)”의 필요성을 역설한 바 있다(WCRP 2012). 이상적인 가뭄 정보 시스템은 가뭄 탐지부터 준 실시간 가뭄 예보와, 중장기 가뭄 전망을 모두 포괄해야 하며, 이를 위해서 최근 위성 기술의 발달과 함께 위성 자료를 기반으로 한 가뭄 탐지 및 준실시간 가뭄 예측 시스템 개발에 대한 연구가 꾸준히 진행되어 왔다. 이 외에도 계절 역학모형의 중장기 기후예측자료를 활용한 가뭄 전망이 함께 고려되어야 한다. Hao et al.(2014)은 가뭄 감시와 예측이 결합된 플랫폼인 Global Integrated Drought Monitoring and Prediction System을 소개한 바 있으나, 이는 역학모형의 계절기후예측정보의 반영 없이 주로 통계적인 방법에 기반하고 있다. 역학모형의 계절기후 예측 자료를 활용한 가뭄

15) <https://www.theguardian.com/global-development-professionals-network/2015/oct/09/why-isnt-there-a-global-body-to-monitor-drought>

관련 선행연구를 살펴보면, Dutra et al.(2014a, b)은 ECMWF System 4 모형을 바탕으로 3, 6, 12개월 SPI 전구 예측을 수행하였으며, Lavaysse et al.(2015)은 ECMWF의 앙상블 시스템을 바탕으로 유럽 지역 가뭄 조기 경보에 대한 연구를 수행한 바 있다. NMME Climate Test Bed(CTB)에서는, MME 자료를 이용하여 실험적으로 전구 가뭄을 예측하고(Kirtman et al. 2014), 그 예측성능을 연구하였다(Yuan and Wood 2013; Mo and Lyon 2015).

APCC는 현재 전구 가뭄 감시 자료만 서비스¹⁶⁾ 중에 있으며, APCC MME 기후예측자료 기반의 새로운 콘텐츠 발굴 및 생산을 고려하여, MME 기후예측자료를 활용한 전지구 가뭄 예측 시스템의 개발 및 현업운영, 예측성 평가가 요구된다. 이에 “다중모델앙상블을 활용한 전 지구 가뭄 예측 시스템 개발 및 예측성 평가”를 목표로 다년도 연구를 수행 중에 있다(1장 참조). 1차 년도인 2017년에는 가뭄 예측에 적합한 가뭄 지수 선정 및 검증 방법을 채택하여 예측 시스템의 성능을 결정론적 예측을 바탕으로하여 평가하였다(2장 참조). 당해 연도인 2차 년도에는 확률론적 예측으로 확대하여 그 예측성을 평가하고, 아울러 전구 강수와 예측성능의 특징을 분석하였다. 아울러, 아시아·태평양 지역 내 가뭄 취약 지역에 대한 사례 연구를 위해 대상지역을 선정하고, 그 지역의 주요 기후인자와 관련된 기후학적 특징 및 모델 내 재현성 등을 평가 하였다. 이는 향후 전구 규모의 계절적 수문관련 이상기후 정보를 제공함으로써, 사전적 대응 및 정책 반영을 위한 기초 체계로의 정보 전달에 기여할 것으로 기대된다.

4.2 연구 자료 및 방법

4.2.1 관측 및 모델 자료

APCC에서는 현재 전구 가뭄 감시 정보로 2.5°× 2.5° 수평 해상도의 월 강수량 자료를 사용하여, 1, 3, 6, 12개월 동안의 SPI의 전구 분포를 제공한다. 이 때 사용되는 자료는 Climate Anomaly Monitoring System(CAMS)과 상향장파복사(Outgoing Longwave Radiation, OLR) 강수 지수(Precipitation Index) (OPI) (CAMS OPI; Janowiak and

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

Xie 1999)로, 월별 전구 강수 자료 생산을 위해서 강수게이지로부터의 실측값과 위성 알고리즘으로부터의 추정 값을 합친 강수 분석 자료이다. 가뭄 예측 시스템은 가뭄 감시 자료와 연계되어야 하므로, 본 연구에는 동일 자료를 표준 관측(reference) 자료로 사용하였다. CAMS OPI는 실시간으로 월별 자료를 제공하기 때문에 APCC MME 기후예측 자료의 검증에 위해서도 사용하고 있으며, 그 성능 면에서도 여타 강수 자료에 상응한다 (Sohn et al. 2012).

월평균 강수예측 자료는 APCC 월별 6개월 MME 예측에 사용 중인 6개의 전 지구 대기-해양 집합 대순환 예측시스템의 과거기후 예측(retrospective forecast 또는 hindcast) 으로부터 얻어진다. Table 4.1은 본 연구에 사용된 6개 기후 시스템의 목록과 성분 모형 설명을 나타낸다. 본 연구에서 사용된 모든 예측 자료는 공통의 2.5°위도×2.5° 경도 해상도로 변형되었다. 과거기후예측 및 검증을 위해, 분석 기간은 관측 및 모형의 공통 기간인 1983-2005년을 사용하였다.

Table 4.1. Description of the six coupled climate prediction systems used in this study.

Country	Institute	Model	AGCM Resolution	OGCM Resolution	Ensemble Member	Period	Reference
Australia	BoM	POAMA2.4	BAMv3.0d T47L17	ACOM2 0.5-1.5°lat×2°lon L25	33	1983-2011	Cottrill et al. 2013
Canada	MSC	CanCM3/4	AGCM3 T63L31	OGCM4 1.41°lon×0.94°lat L40	10	1982-2010	Merryfield et al. 2013
Italy	CMCC	CMCC-SPS v2	ECHAM5.3 T63L19	OPA8.2 ORCA2grid L31	9	1982-2005	Alessandri et al. 2010
Korea	APCC	SCoPS	ECHAM5.3 T159L31	POP v2.0.1 1°lon×0.°lat L40	10	1982-2013	Ham et al. 2018
USA	NASA	GMAO	GEOS-5 ¹⁷⁾ 288×181L72	MOM4 720×410 L40	11	1982-2011	Ham et al. 2012, 2014
USA	NCEP	CFSv2 ¹⁸⁾	GFS T126L64	MOM4 1/3°×1°lon L40	17	1983-2005	Saha et al. 2014

17) Goddard Earth Observing System Model, version 5

18) Climate Forecast System, version 2

4.2.2 검증 방법

본 연구에서는 연속된(continuous) 자료 분포를 가지는 6개월 누적강수의 일반적인 예측 성능을 검증하기 위해서 Pearson 상관을 바탕으로, 시간적인 변동(Temporal correlation coefficient, TCC; Barnston 1994) 및 공간적인 분포(Anomaly pattern correlation coefficient, ACC)의 유사성에 대해서 검증하였다. 두 Probability Density Function(PDF)의 차이를 통계적으로 검증하기 위해서 Kolmogorov-Smirnov test(K-S test)와 Anderson-Darling goodness-of-fit test(A-D test; Stephens 1974)를 수행하였다.

당해 연도인 2차 년도에는 확률론적 예측으로 확대하여 가뭄 예측성을 평가하므로 WMO에서 권고하는 표준 검증기법인 Reliability(Attributes) Diagram(RD; Hsu and Murphy 1986)과 Areas beneath Relative(또는 Receiver) Operating Characteristics(ROC, Zhu et al. 2002) (Mason and Graham 2002; ROC Skill, ROCS), Brier Skill(Brier 1950) Score(BSS)를 적용하였다(WMO 2002). 이러한 검증 기법을 바탕으로 가뭄 확률예측의 유용성(usefulness)을 판단하기 위해서 accuracy, reliability, resolution, sharpness, discrimination의 여러 측면에 대한 예측 성능을 평가하였다. 본 연구에서 사용된 Reliability Diagram(Plot)의 Reliability Curve는 삼분위 확률예측에서 흔히 사용되는 방법과 동일하다. 대신에 확률예측의 양상불 분포가 평균적으로 불확실성을 어떻게 나타내는지 보여주는 Frequency Histogram은 종전과 달리 극한 확률예측에서 사용하는 Logarithmic Ordinate Scale(Barnston and Mason 2011)을 사용하였다.

4.2.3 가뭄 정의

천천히 복잡한 과정을 거쳐서 발달하는 가뭄은 다양한 표시자(indicator)나 변수를 사용하여 설명 될 수 있고, 다양한 가뭄 지수를 개발하기 위해서 많은 노력이 있어왔다(Heim 2000). 가뭄은 종종 크게 4개의 카테고리(즉, 기상학적, 농업적, 수문학적, 사회경제적 가뭄)로 분류 되지만, 본 연구에서는 강수의 결핍에서 기인한 기상학적 분류를 바탕으로 가뭄을 정의하고자 한다(Hayes et al. 1999). 기상학적 가뭄을 정의하기 위해

WMO에서 권고하는 지시자이며(WMO 2009; WCRP 2010), 가장 흔히 사용되는 가뭄 지수인 SPI는 전년도 연구를 통해 다중모델앙상블을 활용한 전지구 가뭄 예측 시스템 개발 및 예측성 평가를 위한 지수로 선정 되었다(민영미 외 2017). 농업적 또는 수문학적 가뭄을 위해 종종 사용되는 Palmer Drought Severity Index(PDSI, Palmer 1965)와 달리 SPI는 수문 균형(water balance)과 토양수분을 설명하지 못 하며 선행(historical) 자료에 크게 의존하는 한계점이 있다. 또한, SPI는 여러 가용 수자원에 영향을 미치는 가뭄의 영향을 반영하여, 원래 3개월에서 2년 사이의 시간 규모에서 계산 되도록 고안 되었다. 따라서 Flash Drought(Mo and Lettenmaier 2016)와 같은 짧은 시간 규모의 현상은 나타내지 못 하는 단점이 있다. 반면에 SPI 자체는 사용하기에 편리하고 상대적으로 사용하기 쉬우며, 가뭄 조기경보를 제공하고 가뭄 강도를 평가할 수 있다. SPI를 산정 하는 과정은 먼저 특정기간에 대해서 누적된 강수량을 자료 자체의 분포(distribution)로 변형하는데, 누적 강수량은 보통 Gamma 분포를 가지는 것으로 알려져 있다. 여기에서 얻어진 자료 분포는 다시 동일 확률을 가지는 표준화된 정규 분포로 변형되는데, 이 값이 바로 SPI 지수이다(Figure 4.1 참조). SPI의 값이 음수(양수)이면 건조한 시기나 갈수기(습한 시기)를 나타내며, 그 절대 크기는 강도를 나타낸다(Table 4.2 참조). 본 연구의 최종 목표는 가뭄 예측을 위한 것이나 예측성능의 상대적인 비교를 위해 건조/습윤 이벤트를 함께 분석하였다.

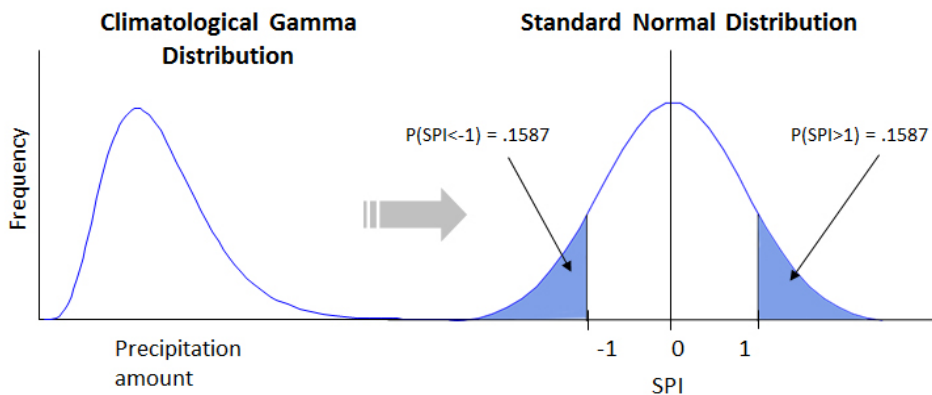


Figure 4.1. Defining SPI from accumulated precipitation amount.

Table 4.2. Flood/drought conditions categorized according to the SPI value.

SPI Values	Category
>2.0	Extremely wet
1.5 to 1.99	Very wet
1.0 to 1.49	Moderately wet
-0.99 to 0.99	Near Normal
-1.0 to -1.49	Moderate dry
-1.5 to -1.99	Severely dry
<-2	Extremely dry

4.2.4 ENSO 정의와 분류

전구 육지 6개월 누적강수에 영향을 미치는 주요 기후인자를 파악하기 위해서 Niño 3.4 지수를 이용하여 상관관계를 분석, 가뭄 취약 지역을 선정하였다(4.5절 참조). 본 연구에서 사용된 Niño 3.4는 OISST를 바탕으로 1983-2005년(23년)의 기후값으로부터 해수면온도 편차를 계산, 3개월 이동 평균된 자료를 이용하였다. Niño 3.4 값이 4개월 이상 연속된 해를 ENSO 이벤트가 발생한 해로 보았으며(Figure 4.2 참조), 그 값이 $+0.5/-0.5^{\circ}\text{C}$ 의 임계치를 넘을 때를 엘니뇨/라니냐 해로 분류하였다(Table 4.3). 총 23년의 기간 동안 엘니뇨(7), 라니냐(7), 평이해(9)으로 분류하였으며, 이를 바탕으로 가뭄 취약 지역의 건조/습윤 이벤트에 대한 합성장 분석을 수행하였다.

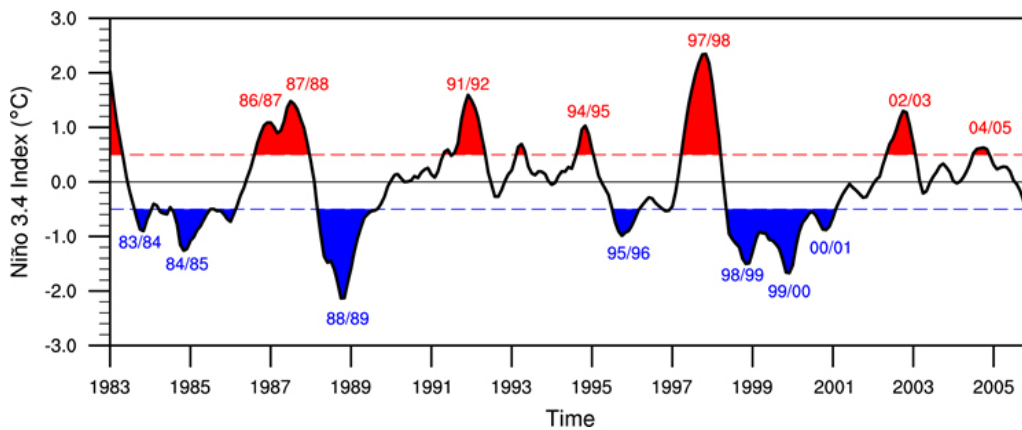


Figure 4.2. Phase of ENSO events.

Table 4.3. El Niño and La Niña years.

Events	Years
El Niño (7)	1986, 1987, 1991, 1994, 1997, 2002, 2004
La Niña (7)	1983, 1984, 1988, 1995, 1998, 1999, 2000
Neutral (9)	1985, 1989, 1990, 1992, 1993, 1996, 2001, 2003, 2005

4.3 전구 육지 누적강수의 특징과 예측성능

본 연구에서는 강수 결핍에 의한 기상학적 가뭄에 기준을 두고 전구 가뭄 예측 시스템 개발을 목표로 하므로, 전구 육지 누적강수의 특징을 파악하고 그 예측성능을 평가하는 것이 우선적으로 선행되어야 한다. 먼저 SPI 산정을 위한 6개월 누적강수의 비대칭성을 확인하기 위해서 Figure 4.3은 1983년-2005년까지의 기간에 대한 전구 왜도(skewness) 분포를 나타낸다. 6개월 누적 강수량의 비대칭성은 전구 내륙 모두에서 보이며, 이 기간 동안 누적된 관측 강수의 고유 특징으로 보인다. 남북 지역 간의 차이는 크지 않지만, 계절적인 특징은 있어서 북반구 겨울 강수자료의 비대칭이 더욱 크다. 두 계절 모두 양의 왜도를 나타내는 데, 이는 가뭄 발생이 용이한 자료 분포를 나타낸다. 특히 아프리카 대륙의 사막 지역이나 기후학적으로 건조한 지역이 양의 왜도가 큼을 알 수 있다. 일반적으로 건조한 지역의 강수 분포는 gamma 분포를 따르는 것으로 알려져 있다 (Sen and Eljadid 1999). 이는 단순한 강수 정보만으로는 가뭄을 탐지하고 예측하는데 충분하지 않으며, 이러한 비대칭성을 고려한 가뭄 감시 및 예측시스템이 필요함을 나타낸다.

따라서 관측 및 예측 자료의 기본적인 통계치를 분석하여, 자료 고유의 특성을 비교하는 것이 선행되어야 한다. Table 4.4는 관측 및 모형 자료의 기본적인 통계 특성을 보여준다. 6개월 누적강수의 전구 평균 관측 자료는 10에 가까운 분산과, 양의 값을 가지는 왜도(0.53)와 첨도(0.17)를 가진다. MME는 관측에 비해 분산은 약간 크게, 왜도와 첨도는 작게 모의하고 있다. 즉, 첨도를 제외한 경향성은 거의 유사하게 모의하고 있다. MME의 경우 관측과 유사한 양의 왜도로 인해, dry event는 잘 모의할 수 있음을 나타낸다.

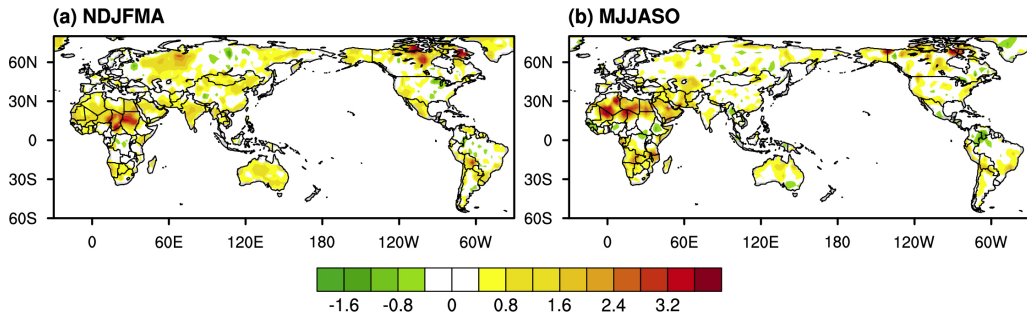


Figure 4.3. Interannual skewness for the 6-month accumulated precipitation, based on (a) NDJFMA and (b) MJJASO (taken from 민영미 외 2017).

Table 4.4. Global mean of basic statistics of accumulated precipitation at 6 months (taken from 민영미 외 2017).

	OBS	MME	APCC	CMCC	CANC M3	CANC M4	NASA	NCEP	PNU	POAMA
Variance	9.84	11.55	10.02	10.34	10.17	10.81	10.61	10.3	9.97	11.3
Skewness	0.53	0.41	0.36	0.43	0.39	0.44	0.43	0.36	0.42	0.48
Kurtosis	0.17	-0.09	-0.29	-0.11	-0.27	-0.07	-0.03	-0.25	-0.19	0.04

Figure 4.4는 관측과 MME 기후예측자료를 기반으로, 6개월 누적 강수에 대한 왜도와 첨도의 moment ratio 전구 분포를 scatter diagram으로 보여준다. 관측에서는 자료 분포의 흩어짐이 크며, 왜도는 최대 5에 육박하고 첨도는 25에 가까운 값을 가진다. 두 통계치의 비율은 자료의 특성상 2차 항의 곡선을 나타낸다. MME 예측자료도 두 통계치의 비율은 2차 항의 곡선을 나타내지만, 첨도도 훨씬 작고, 왜도도 상대적으로 작아 자료 간 흩어짐이 관측에 비해 작다. 하지만, 관측이나 MME 기후예측 자료에서 자료의 대부분은 두 자료의 평균에 위치해 있고, 두 자료는 대부분의 영역에서 유사한 자료 분포를 가짐을 알 수 있다. 즉 양의 왜도를 가지면서 첨도가 작은 평평한 구조로, 이러한 자료의 비대칭성은 관측과 MME 예측 자료 모두에서 볼 수 있다. 즉 MME 자료의 분포를 고려할 때, dry event는 잘 모의할 수 있지만, wet tail을 예측하는 데는 한계를 가질 수 있음을 암시한다. 결과적으로, MME 예측 자료는 전구 가뭄 예측을 하는데 의미를 가질 수 있음을 나타낸다.

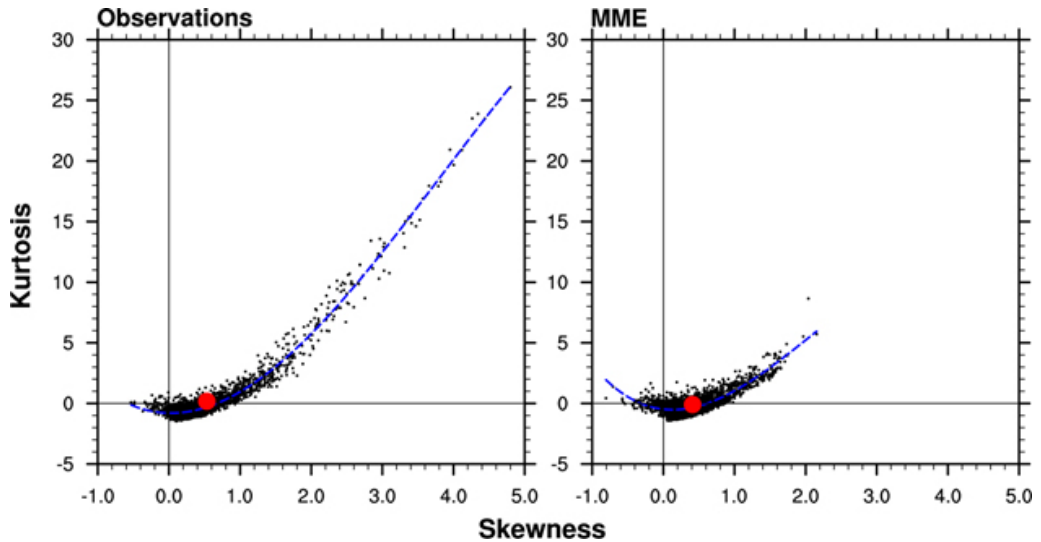


Figure 4.4. Moment ratio diagram for accumulated precipitation at 6 months based on (left) observations and (right) MME prediction. Red dots denote the mean of whole samples (taken from 민영미 외 2017).

다음으로 6개월 누적 강수량의 APCC MME 예측성능을 살펴보았다. Figure 4.5는 APCC MME 6개월 누적강수의 예측성능에 대한 전구 분포를 보여준다. 일반적인 강수 계절예측에서 유추할 수 있듯이(Wang et al. 2009), 6개월 누적강수의 예측성의 대부분은 주로 열대 태평양에서 기인함을 알 수 있다. 또한 위도대로 살펴보면, 전구(land+sea) 누적강수와 해양 누적강수가 유사한 예측성 분포를 보이며, 예측성이 높은 지역이 열대지역에 한정되어 있다. 따라서 전구 예측성의 대부분은 열대지역의 해양강수의 예측성에 의해 크게 좌우됨을 알 수 있다. 육지만을 살펴보면, 전구/해양에 비해 낮은 수준이긴 하지만, 열대 지역에서 큰 예측성을 보이며, 열대 지역을 벗어나면 육지와 해양 간 예측성능 차이가 거의 없음을 알 수 있다. 따라서 계절/장기 예측에서 강수 예측성을 평가함에 있어서, 가뭄과 같은 극한 기후 현상의 예측성은 육지만을 대상으로 중점적으로 점검되어야 함을 알 수 있다.

6개월 누적강수 편차(anomaly)의 전 지역 공간분포에 대한 예측성능을 시계열로 살펴보면 전구와 해양 강수의 예측성은 시간적으로 거의 동일한 진폭(amplitude)으로 변동하며, 반면에 육지 강수 예측성은 다소 낮은 진폭을 보여준다. 또한 이 세 지역의 예측성에 대한 시계열은 ENSO의 강도와 위상(phase)을 함께 한다(각 시계열과 ENSO 강도

와의 관련성이 전구는 0.72, 해양은 0.69, 육지는 0.64). 따라서 APCC MME 6개월 누적 강수의 육지지역 예측성의 주요 원천 또한 적도 해수면온도의 변동성임을 알 수 있다.

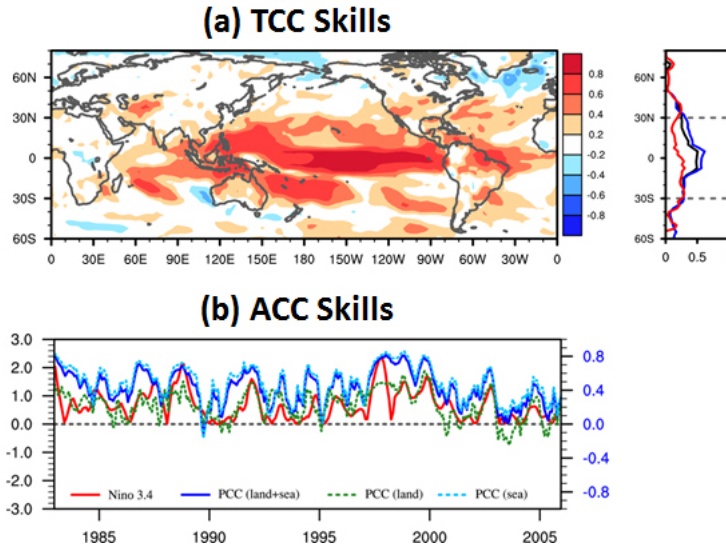


Figure 4.5. (a) Temporal correlation coefficient (TCC) and (b) Anomaly pattern correlation coefficient (ACC) skills between the observed and MME simulated 6-month accumulated precipitation. In (a), the right panel shows the zonal means of the whole global (black line), and ocean (blue line) and land region (red line) only. Time series of the observed amplitude of Niño 3.4 (red line) is plotted in (b).

APCC MME 6개월 누적강수의 예측성의 원천인 ENSO의 변동성이 실제 관측에서 전구 누적강수의 변동과 어떻게 관련이 있는지 살펴보기 위해서, 강수와 Niño 3.4의 회귀(regression) 분석이 수행되었다(Figure 4.6 참조). 6개월 누적강수는 일반적인 ENSO 기후 반응(response)을 보여주는데, 기후반응이 높은 지역은 예측성능과 마찬가지로 주로 열대지역(30°S-30°N)과 북미 일부지역과 같은 ENSO의 풍하지역을 포함한다. 위도대로 살펴보면, 전구 누적강수와 해양 누적강수의 ENSO 관련성이 거의 동일하게 열대지역에 한정되어 있으며, 적도 해양에서의 ENSO 반응이 탁월함을 알 수 있다. 상대적으로 열대 육지 강수의 ENSO 관련성은 그 면적상 해양에 비해 월등히 작지만, ENSO의 변동성과 역상관이 있음을 보여준다.

열대 지역에서의 육지 강수와 ENSO와의 관련성은 전 지역으로 확대하면 더욱 명확해진다. 전구/해양의 전지역 강수평균은 시간적으로 ENSO와 무관하게 변동하나, 육지 지역의 강수는 엘니뇨와 반대 위상으로 변동함을 알 수 있다(각 시계열과 Niño 3.4 지수의 관련성이 전구는 -0.09, 해양은 0.08, 육지는 -0.61). 즉 ENSO와 관련된 해양 강수의 변동은 열대지역에 한정되어 있으며, 전 지역으로 확장하면 육지 강수는 그 크기는 상대적으로 열대 해양에 비해 작지만 ENSO 변동성과 관련되어 있음을 알 수 있다. 이는 주요 가뭄이 열대 해수면온도의 변동성과 관련이 있다는 선행연구와도 부합한다(Hoerling and Kumar 2003; Schubert et al. 2007).

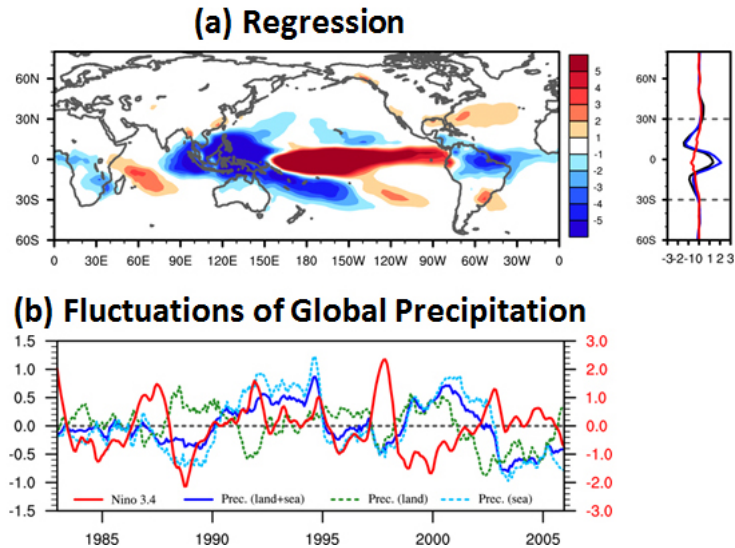


Figure 4.6. (a) Regression coefficients of 6-month accumulated precipitation onto the Niño 3.4 index based on observation. (b) Time series of the Niño 3.4 index and area-averaged precipitation. In (a), the right panel shows the zonal means of the whole global (black line), and ocean (blue line) and land region (red line) only. Time series of the observed Niño 3.4 (red line) is plotted in (b).

전구 육지 지역에서 영역 평균된 6개월 누적 강수량은 ENSO의 변동성과 반대 위상으로 밀접하게 변동하며, ENSO의 위상별로 살펴보면 오히려 La Niña 동안이 El Niño 동안 보다 그 동시상관성이 더 크다(Figure 4.7 참조). 전구 육지 6개월 누적 강수량의 MME 예측은 관측과 다소 차이를 보이지만, ENSO 위상에 따른 관련성은 같은 경향을

보인다. 즉, El Niño 동안 일때 전구 육지에서 면적 평균된 6개월 누적강수량과 Niño 3.4 지수와의 동시상관성은 관측과 MME 예측 모두에서 낮지만, 이를 지연-선행 상관관계로 확장하면 Niño 3.4 지수는 5~6개월의 선행 관계를 두고 6개월 누적 강수와 관련이 있음을 알 수 있다. 즉, 적도 중동 태평양의 SST 편차의 변동성은 5~6개월 지연되어 전구 육지의 누적 강수량의 변동성에 영향을 준다. 예를 들어, El Niño 최성기 이후 여름철에 전구육지의 누적 강수는 큰 양의 편차를 나타낸다. 반대로 El Niño가 발달하거나 쇠퇴하는 시기 이후 겨울철에 전구 육지의 누적 강수는 상대적으로 그 변동성이 작다.

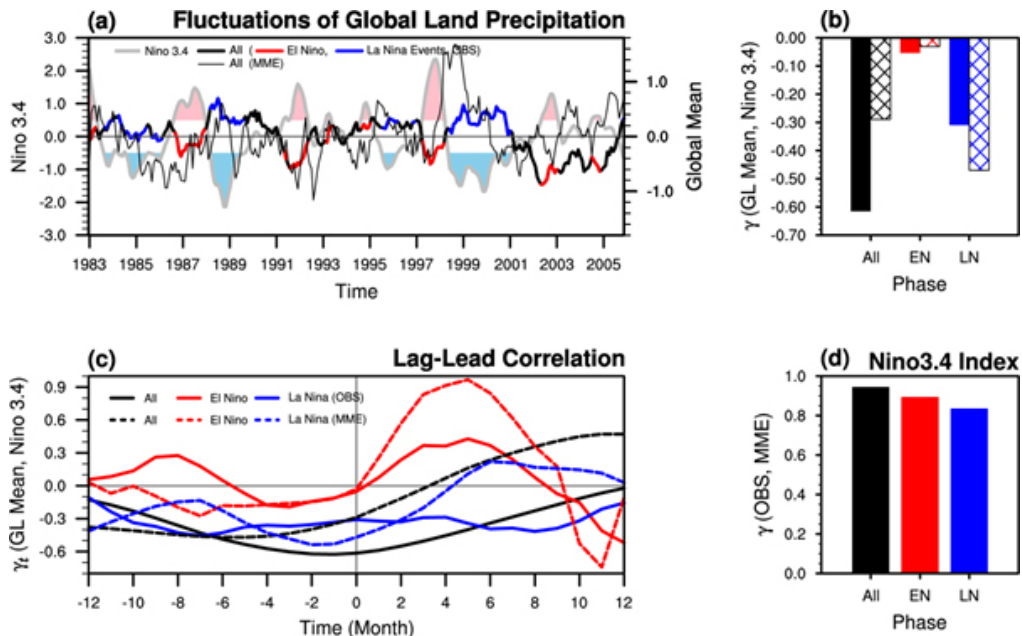


Figure 4.7. (a) Time series of the Niño 3.4 index (grey line) and area-averaged precipitation over the global land region based on observations (thick black line) and MME simulation (thin black line). (b) Correlation coefficients between area-averaged precipitation over the global land region and Niño 3.4 index during all, El Niño, and La Niña periods. Solid and hatched bars denote observations and MME. (c) Lag-lead correlation coefficients between area-averaged precipitation over the global land region and Niño 3.4 index during all (black lines), El Niño (red lines), and La Niña periods (blue lines) based on observations (thick lines) and MME simulation (thin lines). (d) Skills of Niño 3.4 index forecasts during all, El Niño, and La Niña periods. The red and blue lines of observed area-average in (a) show the values during El Niño and La Niña events (chosen which the absolute magnitude of the Niño 3.4 index is greater than 0.5°C), respectively.

5-6개월 선행 시간에서 관측은 El Niño와 La Niña 모두에서 큰 지연 관계를 보여주지만, MME 예측은 El Niño 동안에만 지연-선행 관계를 잘 모의하는 것을 알 수 있다. La Niña 동안에는 관측과 MME 예측 모두 적도 중동 태평양의 SST 편차와 전구 육지 누적 강수의 변동성에 대해서 2개월 정도까지만 같은 관련성을 보이다가, 그 이후에는 MME 예측은 관측에서 보여지는 관련성의 변동을 반대로 재현한다. 또한 이 관계를 선행하는 ENSO 자체의 예측 성능은 El Niño 동안이 La Niña 동안보다 높다. 결과적으로 이러한 지연 상관의 재현성 및 ENSO 자체의 예측성능이 전구 육지의 6개월 누적 강수량의 예측성능을 좌우하며, 즉 El Niño 동안 건조한 해의 예측성능이 상대적으로 높은 요인이 될 수 있다(4.5절 참조).

전구 육지의 6개월 누적강수의 시공간 구조를 파악하기 위해서 주성분(Empirical Orthogonal Function, EOF) 분석이 수행되었다(Figure 4.8 참조). 전체 변동성의 14.8%를 설명하는 첫 번째 모드의 공간 패턴은 ENSO와 관련된 정형적인 전구 강수 필드를 보여준다. 특히 저위도에서 보여주는 가뭄 시그널은 ENSO와 관련된 전형적인 전구 강수 패턴(Ropelewski and Haplerтт 1987, 1989)이며, 일부 중위도 지역(캐나다 서부, 유럽 중서부, 중앙 유라시아)에서도 그러한 경향이 보인다. 하지만, 한반도를 비롯하여 북반구 중-고위도(40° - 75° N)에서는 유의한 가뭄 관련 패턴이 보이지 않는다. 특히 첫 번째 모드와 관련된 시계열은 Niño 3.4 지수와 매우 유사한 양상으로 변동한다(두 시계열의 상관관계는 0.73으로 1% 신뢰수준에서 유의).

두 번째 모드는 전체 변동성의 11.1%를 설명하며, 천천히 증가하는 경향과 십년 규모의 변조(modulation)를 보여준다. 이 선형적인 경향과 관련된 패턴은 (한반도를 포함하여) 북반구 중위도에서는 증가하는 경향을, 중동지역에서는 크게 감소하는 경향을 보여준다. 1983-2005년 동안 0.09/년(1% 신뢰수준에서 유의)의 변동성을 가지며, 이러한 증가 추세는 1992-2005년(0.18/년으로 1% 신뢰수준에서 유의)에 대해서는 좀 더 명확하다. 반면에 1991년 이전에는 감소 경향(-0.20/년으로 신뢰수준에서 유의)을 보여주며, 1990년으로 넘어오면서 강수의 증감 추세가 바뀌는 십년 규모의 변조를 보여준다. 이러한 변조는 선행연구에서 나타난 강수 변동의 십년 규모의 변조(Wang et al. 2014; Hu and Feng 2012)와도 일치한다.

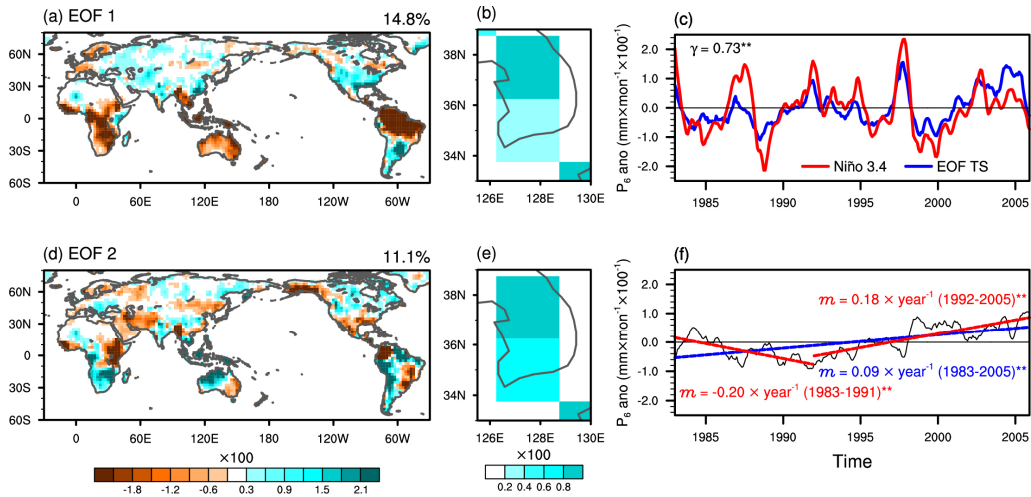


Figure 4.8. (a, b, d, e) Spatial patterns (shading, see scale at bottom) (a, d) over the globe and (b, e) zoomed-in over Korean Peninsula, and (c, f) Principal Component (PC) Time series of the first (upper panels) and second (bottom panels) leading empirical orthogonal function (EOF) of monthly 6-month accumulated precipitation over the global land. The fractional variance explained by each mode are provided in upper right of (a) and (d). Time series of the observed Niño 3.4 index (red line) is plotted in (c). The dashed straight lines in (f) show the linear trend of PC time series for the different periods.

4.4 확률예측과 검증

4.4.1 가뭄 확률예측

Figure 4.9는 1988년 5-10월 동안의 가뭄 발생에 대한 확률 예측 사례를 보여준다. 6개월 기간 규모의 SPI를 기준으로 시베리아 서부, 한반도, 미국 전역, 남아메리카 남서부에서 실제 가뭄 사상이 발생하였으며, 확률 예측은 이러한 가뭄 발생을 잘 예측하고 있다. 북미 지역에서 발생한 1988-89년 가뭄¹⁹⁾은 역사상 가장 심각한 가뭄 중에 하나로 알려져 있으며, SPI는 이러한 가뭄 사상을 잘 나타내고 있다(Figure 4.9 참조). 5-10월의 누적 강수량을 기준으로 할 때, 대부분의 미국 지역에서 가뭄이 관찰되었으며 그 강도는 심각한 수준(SPI의 값이 -1.5이하)이었다. MME를 기반으로 한 확률 예측은 이러한 가뭄 발생에 대한 지역적인 분포를 전반적으로 잘 나타내고 있다.

19) https://en.wikipedia.org/wiki/1988%E2%80%99389_North_American_drought

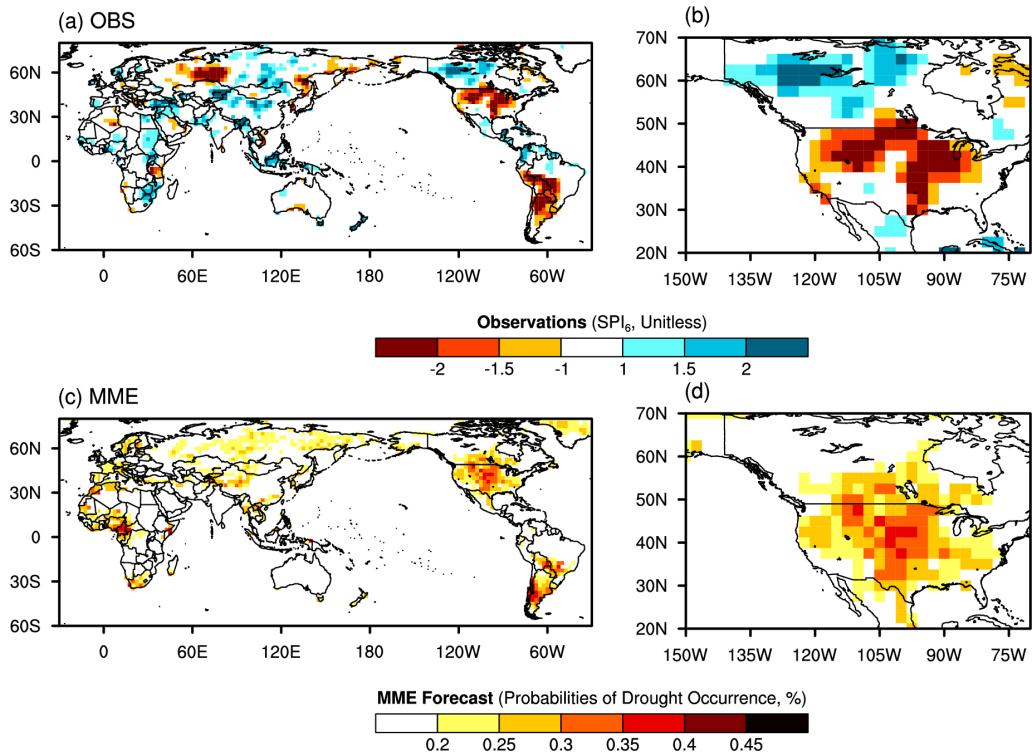


Figure 4.9. Spatial maps of (a, b) observed 6-month time scale SPI and (c, d) probabilistic MME forecast of drought occurrence (units: %) over (a, c) the global region and (b, d) North American Continent for May to October 1988.

4.4.2 가뭄 예측 검증

전구 육지 SPI 확률예측의 예측성능을 검증하기 위해서, 전구, 열대, 북반구 열대 외 지역에 대한 확률예측의 calibration과 refinement 측면을 평가하였다(Figure 4.10 참조). 확률예측의 calibration을 검증하기 위해서 WMO에서 표준으로 권고하는 Reliability Diagram은 각 이벤트(Dry 또는 Wet)별로 예측확률과 실제로 이벤트가 발생한 상대적인 빈도를 측정하여 확률예측의 신뢰성을 측정하는 방법이다. Reliability Diagram의 위치좌표(location coordinate)에서 가로축은 각 이벤트의 예측확률(0~100%)이며, 세로축은 각 이벤트의 실제 관측된 발생빈도 확률(0~100%)이다. 각 빈도(0~100%)에 대해서 각 좌표를 연결한 선은 reliability curve를 가리킨다. 대각선(Diagonal Line)은 각 이벤트의 예측확률빈도와 실제 관측된 이벤트의 상대적인 발생빈

도의 확률이 같은 경우로, 최적 예보(perfect forecast)를 나타낸다. 따라서 reliability curve가 대각선에 가까울수록 높은 예측성능을 나타내며, 대각선보다 위쪽에 나타나는 경우에는 확률예측이 과소모의 한 것이고 대각선보다 아래쪽에 나타나는 경우에는 과대모의 한 것이다. Reliability와 resolution을 평가하기 위해서 reliability curve를 살펴보면, 일단 개별모형에 비해 다중 모델 앙상블 결과가 훨씬 나은 예측성을 보인다. 특히 모델 간 분포가 크고 일부 모형은 예측 성능 지역에 들어오지 못 하지만, 다중모델앙상블 결과는 일관되게 예측 성능 지역에 들어온다(5월 초기조건의 북반구 외 지역의 예측 제외, 이는 작은 샘플 수의 문제에 기인한다).

지역적으로 살펴보면, 전구와 열대 지역은 서로 간 매우 유사한 reliability curve를 보여 준다. 5월 초기 조건으로 생산한 6-11월 SPI 예측의 경우 일반적으로 기후 값(climatology)에 비해 월등히 우수한 값을 보여준다. 11월 초기 조건인 경우에는 건조한 기간에 대해서는 기후 값 보다 나은 결과를 보여 주지만, 습한 시기에는 무작위 추정(random guessing)보다 나은 결과를 보여준다. 하지만, 북반구 열대 외 지역은 전구/열대지역과 반대 양상을 보이면서 11월 초기조건의 예측 결과만이 기후 값 보다 나은 결과를 보인다. 이는 전구 강수 특성 및 예측성에 기인한 것으로 전구 강수 변동 및 예측성의 대부분을 적도가 설명하기 때문으로 보인다(4.3절 참조). 특히 가뭄은 태평양이나 인도양에서 오는 긴 메모리의 시그널이 예측성의 원천으로 알려져 있다(Schubert et al. 2016). 따라서 ENSO의 원격상관이 제한되는 북반구 열대 외 지역은 상대적으로 낮은 예측성능을 보인다. 해양 시그널 외의 추가적인 예측성의 원천은 토양 수분과 같은 지면초기조건으로 알려져 있으나(Schubert et al. 2007), APCC MME 계절기후예측에 참여하는 대부분의 모형이 주로 대기와 해양 초기화에 한정되어 계절기후예측자료를 생산하고 있다. 따라서 향후 북반구 열대 외 지역의 예측성능을 향상하기 위해서는, 참여 모형 자체 내에서 고품질의 자료 동화 및 지면 초기화가 수행되어야 할 것이다(Rodell et al. 2004). 확률예측의 정제도(refinement)는 전반적으로 앙상블 분포가 기후 값에 비해 과소산포(underdispersive)를 보여주면서 상당히 높은 신뢰도를 보여준다.

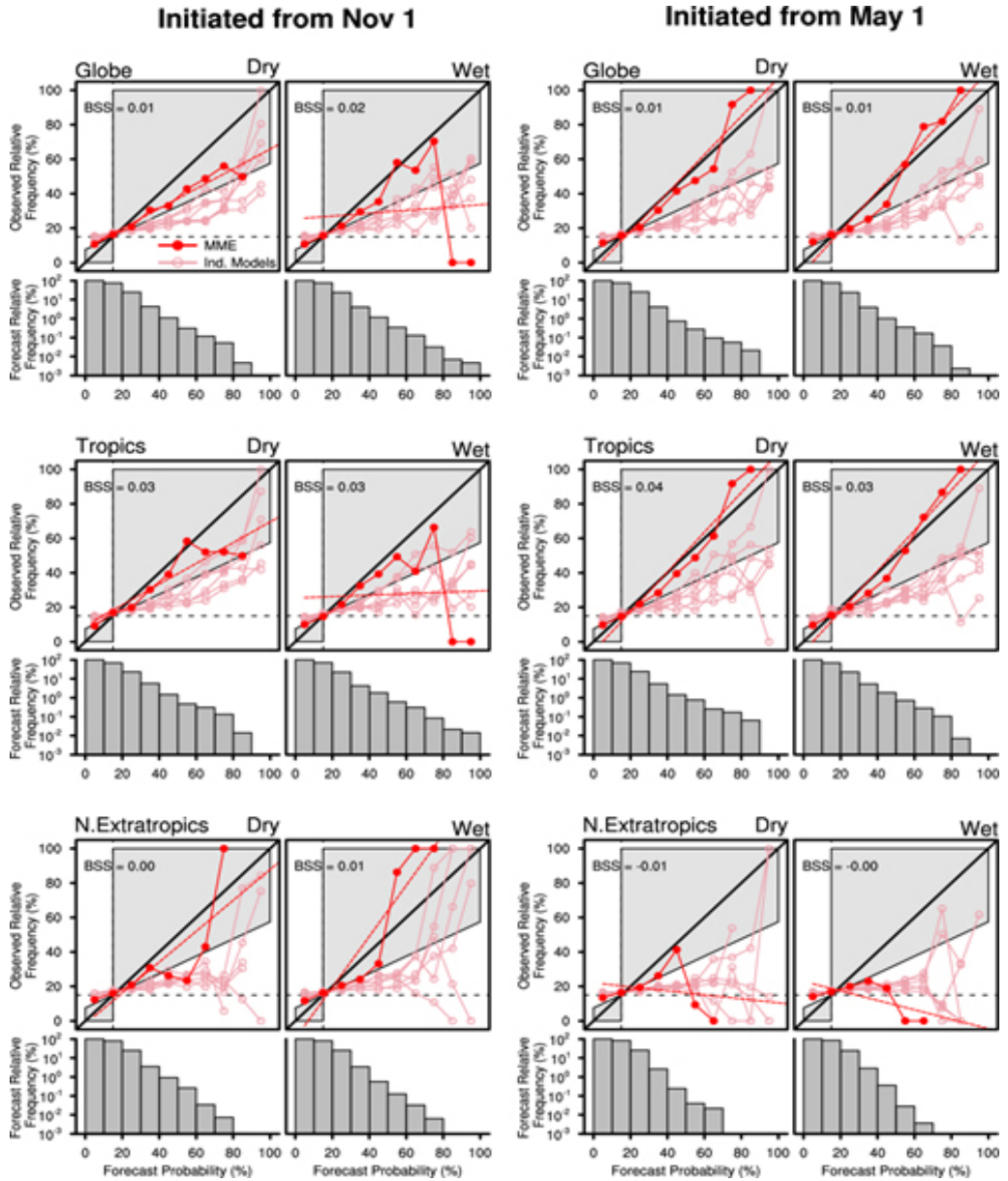


Figure 4.10. Reliability (attributes) diagrams (RDs) (upper of each panel) and frequency histograms (bottom of each panel) for the 6-month time scale SPI forecasts initiated from November 1 (left columns) and May 1 (right columns) for dry (left of each panel) and wet (right of each panel) events over the globe (top rows), tropics (middle rows), and northern extratropics (bottom rows). Area of skill in the RD is denoted by shading in gray. The line with closed circles represents the MME forecasts; the lines with open circles correspond to single-model forecasts. The area-aggregated values of BSS over each region are provided to the upper left in RDs each panel.

가뭄 예측 시스템의 binary (예를 들어, 가뭄 발생/비발생) 이벤트의 discrimination 측면에 대한 예측성능의 전구 분포를 파악하기 위해서, 6개월 시간규모의 SPI 예측에 대한 ROCS의 상세한 공간 분포를 Figure 4.11에 나타내었다. 아울러 Monte Carlo 방법을 바탕으로 하여 각 격자점의 ROCS가 통계적으로 유의한지 검정하였다(각 격자점의 원시 샘플 사이즈가 23개로, Monte Carlo 방법을 바탕으로 500개의 trial을 사용했을 때 Figure 4.11은 90% 유의수준을 나타낸다.). 일반적인 강수 계절 평균의 삼분위 확률 예측과 마찬가지로 전구 육지에서는 (다른 변수와 비교하여) 상대적으로 제한된 예측성능을 보여준다(Min et al. 2009). 그럼에도 불구하고 일부 지역(서아시아, 동남아시아, 호주 일부, 북/남미 일부지역)에서는 다소 높은 예측성을 보여 주는데, 이러한 지역들은 원래 강수 예측성이 높은 지역과 일치한다(Figure 4.5 참조). 그 중 동남아시아와 남미 북부지역은 엘니뇨의 반응이 상대적으로 큰 지역이다(Figure 4.6 참조). (반면에 열대 지역을 벗어난 일부 아마존, 열대 우림 지역, 사막 등지의 높은 예측성능은 ENSO의 원격상관에 기인한 것이라기보다는, 가뭄일 경우 6개월 누적 강수 자체가 가지는 통계적인 비대칭성 또는 원시 3개월 계절 예측자료 자체의 예측 성능(Appendix 4의 Figure A1 참조)에서 온 것으로 보인다.) 또한 초기조건에 따라 계절적 차이도 보여 지는데, 가령 12월부터 이듬해 5월까지의 가뭄 예측을 살펴보면 아프리카 남부, 일부 열대지역, 호주 일부, 북미 및 남미 일부지역의 예측성이 특히 높다. 반면에 6월부터 11월까지의 가뭄 예측은 동남아시아, 호주 동부, 북미 대륙의 중앙, 남부 대륙의 전반에서 높은 예측성을 보여준다. 습한 시기에는 12월부터 이듬해 5월까지는 호주 서부에서, 6월부터 11월까지는 호주 동부에서 높은 예측 성능이 보여 진다. 따라서 MME 기후예측자료를 기반으로 한 가뭄(SPI) 예측 성능은 여타 MME와 마찬가지로 계절과 위치에 의존하지만 공통적으로 초기조건과 ENSO에 의해 좌우됨(Mo and Lyon 2015)을 알 수 있다.

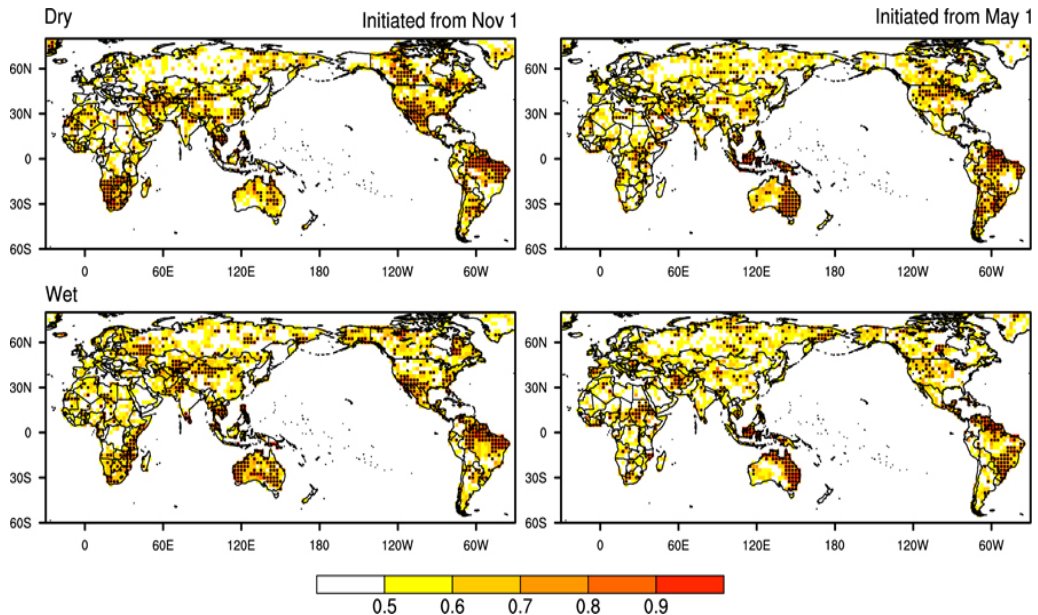


Figure 4.11. ROCs for the 6-month time scale SPI forecasts initiated from (left) November 1 and (right) May 1 for (top) dry and (bottom) wet events. The results are significant at the 90% confidence level, which was obtained by a Monte Carlo test with 500 random trials.

예측시스템의 discrimination 성능의 상세한 공간 분포(Figure 4.11)와는 별도로, 각 지역별로 계산된 ROCs를 통해서 예측시스템의 일반적인 품위를 파악할 수 있다(Table 4.5 참조). 이 경우 원시 가용 샘플 수의 증가로 인해 모든 지역(전구, 열대, 북반구 열대 외)에서의 ROCs가 99% 수준에서 유의하다. 시기 및 이벤트의 위상에 상관없이, ROCs 값은 적도, 전구, 북반구 열대 외의 지역 순으로 높게 나타났다(Figure 4.11 참조). 12월부터 이듬해 5월까지의 SPI 예측의 경우 습윤 이벤트에 대한 성능이 건조 이벤트의 성능보다 높으며, 6월부터 11월까지의 SPI 예측성은 그 반대로 건조 이벤트의 예측성능이 습윤 이벤트에 비해 높다. 일반적으로 양 이벤트에서 12월부터 이듬해 5월까지의 SPI 예측 성능이 6월부터 11월까지의 SPI 예측성능 보다 높다(단 열대지역의 건조 이벤트 제외).

Table 4.5. Regionally aggregated ROCs for the 6-month time scale SPI forecasts initiated from (top) Nov 1 and (bottom) May 1 for dry (left columns) and wet (left columns) events. The 95% confidence interval (CI) for the ROC area is indicated in parentheses. p values indicate Monte Carlo-based significance levels for which all aggregated ROCs are statistically significant at the 99% confidence level (less than 0.001).

Initiated from Nov 1				
Region	Dry		Wet	
	ROC (95% CI)	p value	ROC (95% CI)	p value
Globe	0.559 (0.535–0.594)	< 0.001	0.568 (0.544–0.599)	< 0.001
Tropics	0.591 (0.551–0.632)	< 0.001	0.597 (0.562–0.645)	< 0.001
N. Extatropics	0.539 (0.515–0.578)	< 0.001	0.544 (0.521–0.578)	< 0.001
Initiated from May 1				
Region	Dry		Wet	
	ROC (95% CI)	p value	ROC (95% CI)	p value
Globe	0.554 (0.535–0.582)	< 0.001	0.548 (0.530–0.572)	< 0.001
Tropics	0.607 (0.566–0.665)	< 0.001	0.599 (0.558–0.641)	< 0.001
N. Extatropics	0.520 (0.503–0.547)	< 0.001	0.523 (0.510–0.546)	< 0.001

1983년-2005년까지의 Historical 예보의 그 기간 내 포괄적인 예측성능(Table 4.4 참조) 뿐만 아니라 예측성능의 연변동 및 real-time(2015년-2017년) 기간의 예측성능을 함께 비교 해 보는 것은 현업 측면에서 예측시스템의 안정성을 평가하는 데 다소 중요하다. Figure 4.12는 세 영역에 대한 ROCs의 연변동을 나타낸다(본 연구에서 사용된 6개 예측시스템의 유용한 자료를 기준으로 real-time 기간이 설정되었다). 일반적으로 historical 예측의 예측성능은 큰 경년 변동성을 가지며 대부분 0.5를 넘어 예측성이 높은 것으로 판단된다. 또한 이러한 예측 성능의 경년 변동성은 예측 시기나 영역, 그리고 예측하고자 하는 이벤트에 따라 크게 상이하다. real-time 예측의 예측 성능은 historical 예측 경년변동성의 범위에 위치하며, 안정적인 품위를 유지하는 것으로 보인다.

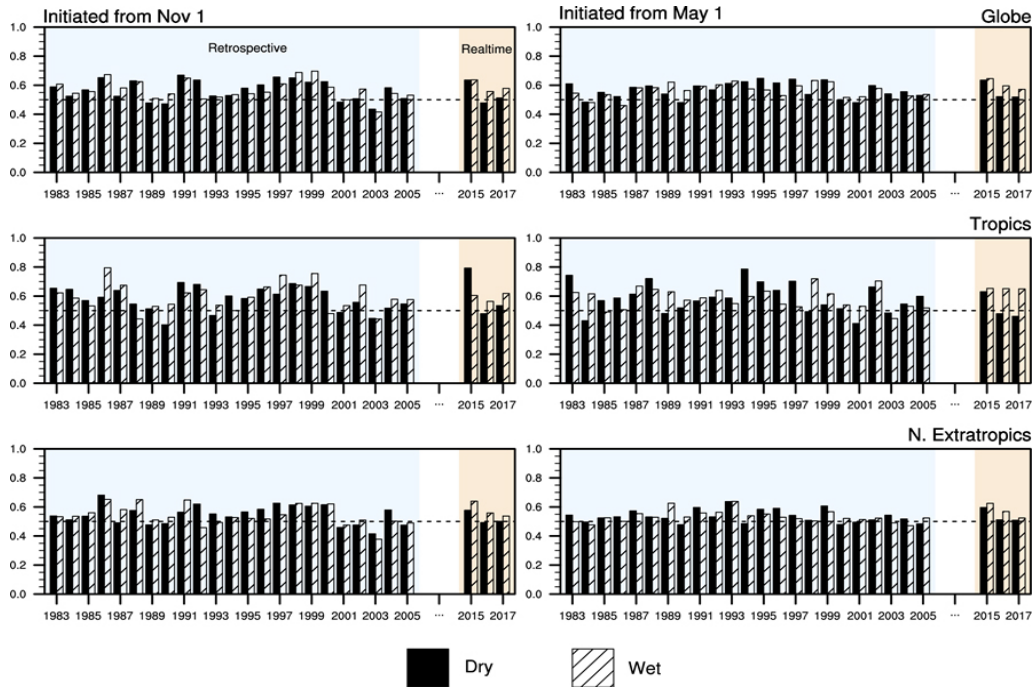


Figure 4.12. Regionally aggregated ROCs for the historical (1983–2005) and real-time (2015–2017) 6-month time scale SPI forecasts initiated from (left) Nov 1 and (right) May 1 for dry events over the globe (top rows), tropics (middle rows), and northern extratropics (bottom rows). Solid bars denote the dry event forecasts and hatched bars denote the wet event forecasts. Dashed line corresponds to climatological forecasts.

본 연구에서는 다중모델의 결합을 위해서 기본적으로 가장 흔히 사용되는 방법 중에 하나인 pooling 방법을 사용했다. 따라서 본 연구에서 사용된 방법의 적합성 또는 타당성을 검증하기 위해서 여러 다중모델의 결합 방법들과 예측결과를 비교하였다. 비교를 위해 사용한 결합 방법들은 각 모형의 PDF를 먼저 구한 후 가중치를 주어 평균하는 방법으로 가중치를 주는 방법에 따라, 세 가지로 구분하였다. 첫 번째는 모형의 샘플링 오차와 관련된 확률예측의 오차에 반비례하도록 모형의 가중치를 설정하는 방법(Min et al. 2009; Figure 4.13에서는 Cmb 1로 표시), 두 번째는 모형별로 동일한 가중치를 가지는 방법(Cmb 2), 세 번째는 모형의 과거 예측성능에 따라 적당한 가중치를 주는 방법(Robertson et al. 2004; Cmb 3)이다. 단 위의 모든 방법에는 오차 보정은 적용하지 않고, 다중모델의 결합 방식에 따른 예측성능의 차이만을 검증하였다.

Figure 4.13은 이러한 여러 방법들에 따른 예측 성능을 reliability diagram으로 나타내었다. 각각의 방법들에 따른 reliability curve는 사용된 방법에 상관없이 모든 예측 검증결과가 성능 지역에 들어오면서, 방법에 상관없이 예측 시스템이 건조/습윤 이벤트에 대해서 예측이 가능함을 보여준다(Figure 4.10 참조). 특히 이 curve들은 서로 간 아주 근소한 차이를 보여주는 데, 이는 통계적으로 유의한 수준에 미치지 못 하는 것으로 보인다. 방법들 간 예측성능의 정확성도 아주 미세한 차이(BSS의 값이 0.01 정도에서 차이남)를 보이지만, 유의한 수준으로 판단하기가 어렵다. 특히 sharpness 측면에서는 거의 차이를 찾아 볼 수 없다. 따라서 추후 본 연구에서 사용되는 방법은 종전과 같이 pooling 방법을 적용하고자 한다.

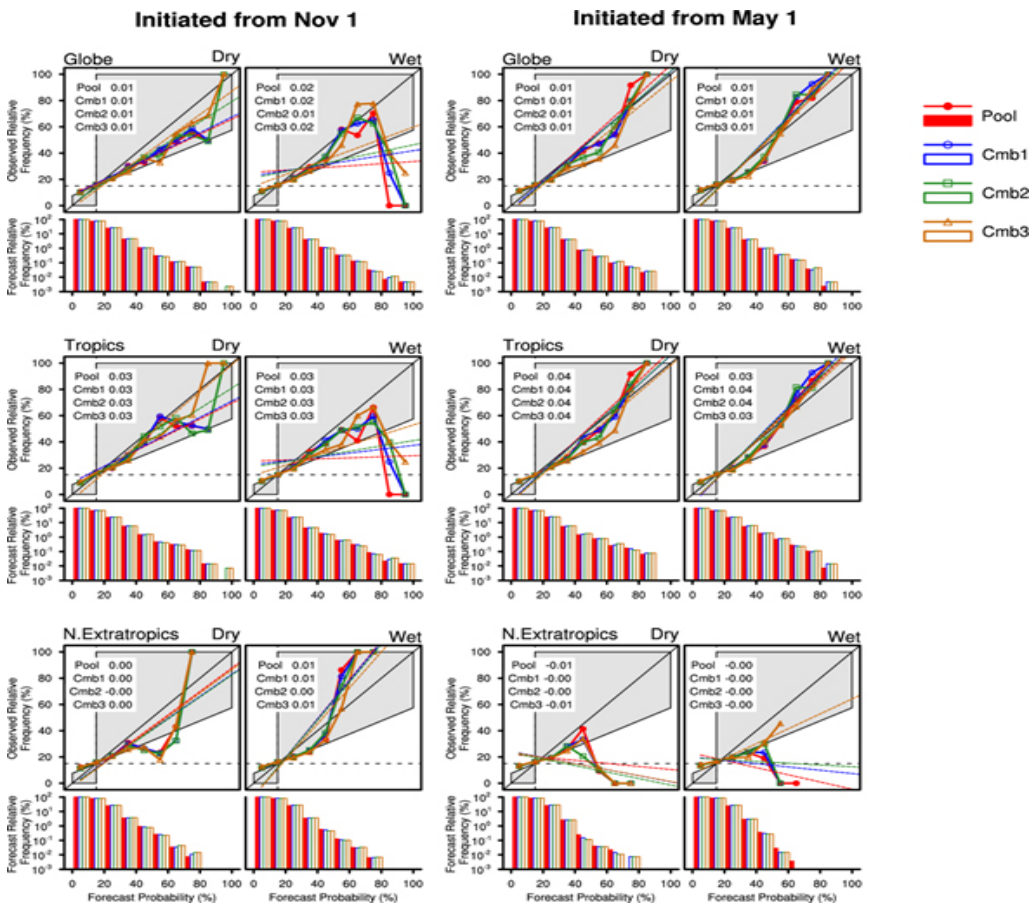


Figure 4.13. Same as Figure 4.10, but for the different methods of multimodel combination (see the legend).

4.5 가뭄취약 지역 선정 및 예측성 평가

4.5.1 사례 선정 및 특성 분석

ENSO가 전구 육지 누적 강수의 변동성에 영향을 미치는 주요한 기후인자이며 역학 모형의 예측성의 원천인 점을 감안하여(4.3절 참조), 엘니뇨의 영향이 큰 지역을 가뭄 예측을 위한 사례 분석 지역으로 선정하였다. 이러한 ENSO의 강수에 대한 원격상관은 지역과 계절에 따라 상이하므로, 상관 분석 및 합성 분석을 통해서 지역 및 계절을 선정하였다(Figure 4.14 참조). 가령 6월부터 11월 동안의 누적강수량과 JJA Niño 3.4 index의 상관관계를 살펴보면, 엘니뇨 이벤트 일 때 강수 결핍으로 영향을 받는 지역은 인도네시아, 호주 동부, 남미의 북동부 지역이다. 인도네시아의 경우 지역적으로 총 집계된 가뭄이 6개월 누적 강수량을 기준으로 했을 때 엘니뇨의 전 년부터 이듬 해 까지 cosine 형태의 시계열을 가지는데, 전년도 말에 가뭄이 시작해서 6월에 가장 가뭄의 강도가 크고 점점 작아지다가 이듬해 2월 경 종료된다. 인도네시아 지역으로 확대해서 살펴보면 일부지역(Nusa Tenggara와 Maluku; $2.5^{\circ} \times 2.5^{\circ}$ 의 해상도 기준으로 해양으로 인식된 지역)을 제외하고 대부분 엘니뇨 일 때 통계적으로 가뭄 발생이 매우 높은 지역이다. 이러한 상관성을 바탕으로 인도네시아, 필리핀, 아프리카 동남부, 남미 북부 지역이 가뭄 예측 및 예측성 평가를 위한 사례 지역으로 선정되었으며, 분석 시기는 가뭄 강도가 강한 기간 중 한 사례를 임의 선정하였다(Figure 4.14 참조).

ENSO의 반응에 따른 기후학적 특성을 파악하기 위해, 각각의 ENSO phase에 따른 차별화된 강수 합성장의 PDF 분포를 살펴보았다. Figure 4.15는 인도네시아 지역의 모든 육지 격자점에서 집계된(aggregated) 6월부터 11월까지의 누적 강수량의 편차로, ENSO phase에 따른 누적 강수의 조건부 확률 분포를 보여준다. ENSO neutral일 경우에는 강수 편차는 그 평균을 0에 가지며 gaussian 분포를 보여준다. 즉 이 시기의 전체 강수량은 평년에 가까운 강수 분포를 가진다. 라니냐일 경우에는 PDF의 중심이 오른쪽으로 이동하면서 그 시기에 강수량이 많아질 분포를 보여준다. 반대로 엘니뇨일 경우에는 PDF의 중심이 왼쪽으로 이동하며 분포도 gaussian에서 gamma 형태의 분포를 보여준다. 라니냐일 경우보다 엘니뇨의 경우에 PDF의 중심이 이동하는 폭이 상대적으로 더 크며,

이 시기에 인도네시아는 평년대비 극심한 가뭄을 겪을 가능성이 높다. 또한 이 세 조건부 확률분포는 95%의 신뢰구간 안에서(K-S 검정을 바탕으로) 통계적으로 유의하게 서로 다른 분포이다.

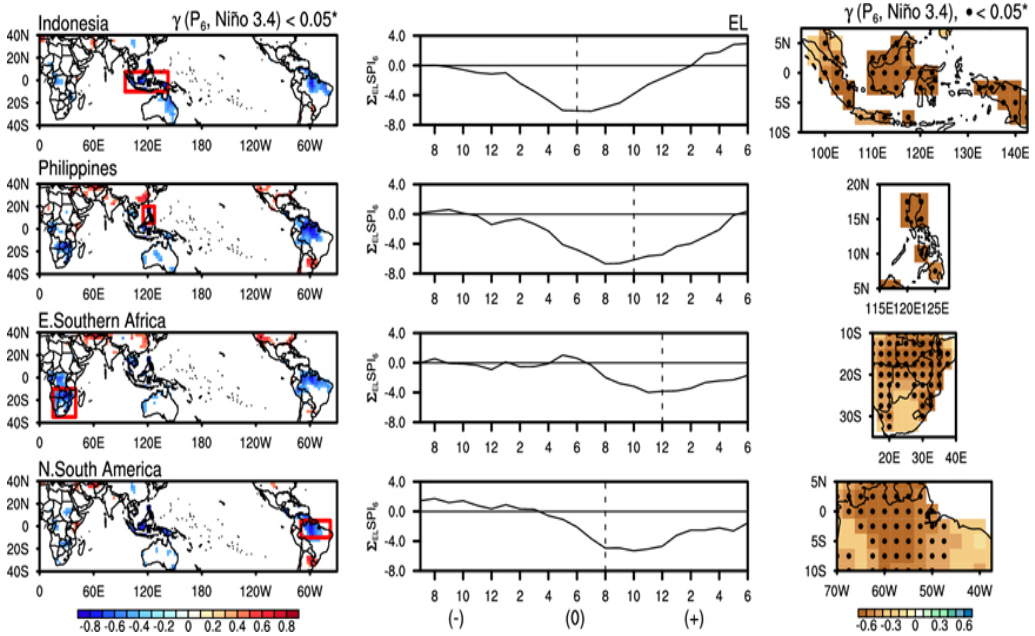


Figure 4.14. TCCs between Niño 3.4 index and 6-month accumulated precipitation (left column; shading TCC values exceeding the 95% confidence level; The selected domain for verification analysis is denoted by the rectangle surrounded by solid lines in red) and their zoomed-in to the domains selected (right column; the black dots indicate grid points for which TCC is significant at the 95% confidence level), and composites of regionally aggregated 6-month time scale SPIs for 7 El Niño events (middle column). Dashed line in middle column corresponds to periods considered.

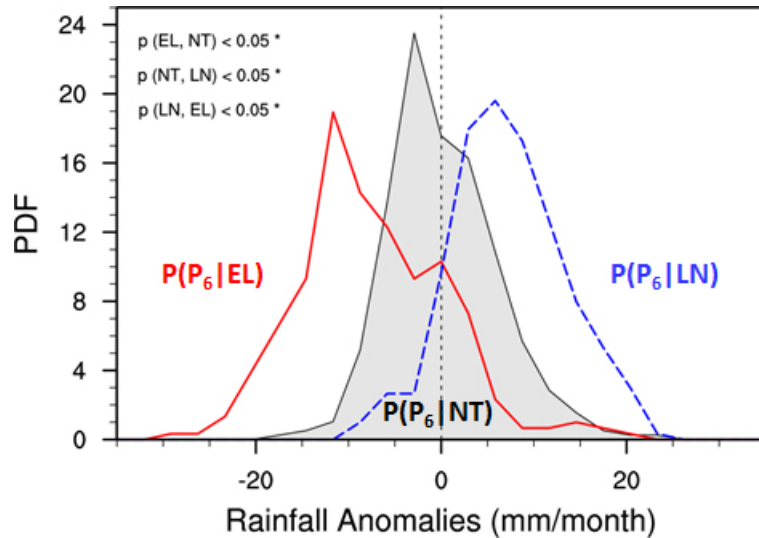


Figure 4.15. Discriminated composite PDFs of 6-month accumulated precipitation anomalies over the Indonesian region for various ENSO phases.

이러한 ENSO의 반응에 따른 기후학적 특성을 역학모형이 어떻게 재현하는지 진단하기 위해서, ENSO phase에 따라 차별화 된 합성장 분석을 참여 모형 및 MME로 확대하여 적용하였다(Figure 4.16 참조). 관측 대비 개별 모형과 MME가 보여주는 PDF들의 평균과 분산, 그와 관련된 PDF의 분포 형태는 서로 간 다르다. 하지만 MME와 개별모형 모두 ENSO phase에 따른 강수 분포의 차이를 모델 환경 내에서 잘 재현한다. PDF 간 discrimination은 두 가지 통계 방법(K-S와 A-D)을 사용하여 검정하였는데, 전자는 두 PDF의 확률의 최대 차이의 유의성을 검정하는 방법이며 후자는 그 차이를 누적하여 비교하는 방식으로 tail에서의 편차(deviation)에 좀 더 민감한 방법이다. 두 통계 검정 결과 모두에서 ENSO phase에 따른 조건부 강수 분포가 5%의 유의수준 안에서 서로 다름을 보여준다. 개별 모형과 MME는 이러한 통계적 특성 또한 잘 모의한다. 즉 이는 이 시기 인도네시아의 누적강수가 ENSO에 의해 영향을 크게 받으며, 역학모형에서 그 지역의 ENSO 관련 강수 예측능력이 높은 것에 기인하다(4.3절 참조). 동일한 분석이 다른 세 지역에 적용 되었으며, 그 결과는 유사하다.

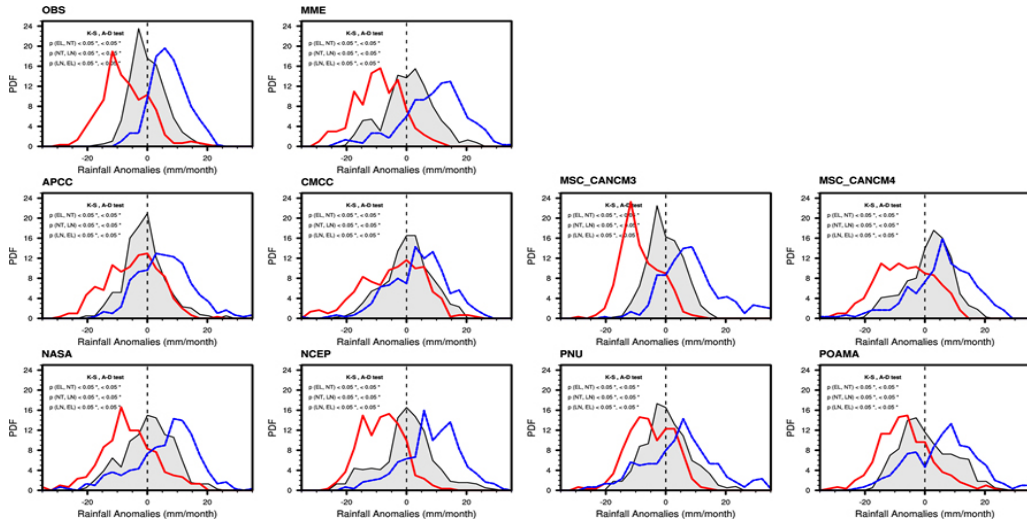


Figure 4.16. Same as Figure 4.15, but for observations and simulations.

ENSO에 따른 강수의 확률 분포 자체의 크기와 형태가 관측과 여러 모델 간 서로 다른데도 불구하고, 모형이 관측의 ENSO phase에 대한 강수 영향을 잘 재현하고 있다 (Figure 4.16 참조). 따라서 엘니뇨와 정상 상태 등의 두 확률 분포의 차이를 결정짓는 요인을 확인하기 위해서, 두 확률 분포의 최대 차이(D)에 영향을 주는 인자를 관측과 모델 간 분포의 차이(inter-model spread)를 통해 분석하였다(Figure 4.17 참조). 두 확률의 차이는 두 확률 분포가 가지는 위치(location)와 형태(shape)에 민감하므로, 두 파라미터의 두 분포 간 차이를 비교하였다. Figure 4.17에서 보여주는 대부분의 두 확률 분포는 통계적으로 5%안에서 유의하게 다르다. 그럼에도 불구하고 지역 간 D의 크기가 모델 간 서로 다른데 이는 그 지역 강수의 기후학적 특징에 기인한다. 즉 기후학적으로 강수량이 많은 지역인 필리핀의 D 변폭이 원래 건조한 지역인 아프리카 동남부 지역의 변폭보다 훨씬 크다. 이는 강수량의 변동성이 큰 지역의 모델 재현성이 서로 크게 다를 수 있음을 보여준다. 이러한 강수의 기후학적 특징은 모델의 위치 간 차이에서도 모여진다. 즉 강수량이 원래 많은 지역은 ENSO의 phase에 따른 PDF 간 이동이 크며, 이는 그 PDF의 중심 위치와 관련이 있다. 또한 D와 location은 두 PDF의 위상과 지역에 상관없이 관련성이 매우 크나, shape의 변화에 의한 영향은 거의 없다. 따라서 ENSO phase에 따라서 강수확률 분포를 차이를 만드는 것은 결국 location의 차이이며, 이는 모델 간 강수 변동성의 크기가 서로 달라도 모델 내에서 잘 재현됨을 알 수 있다.

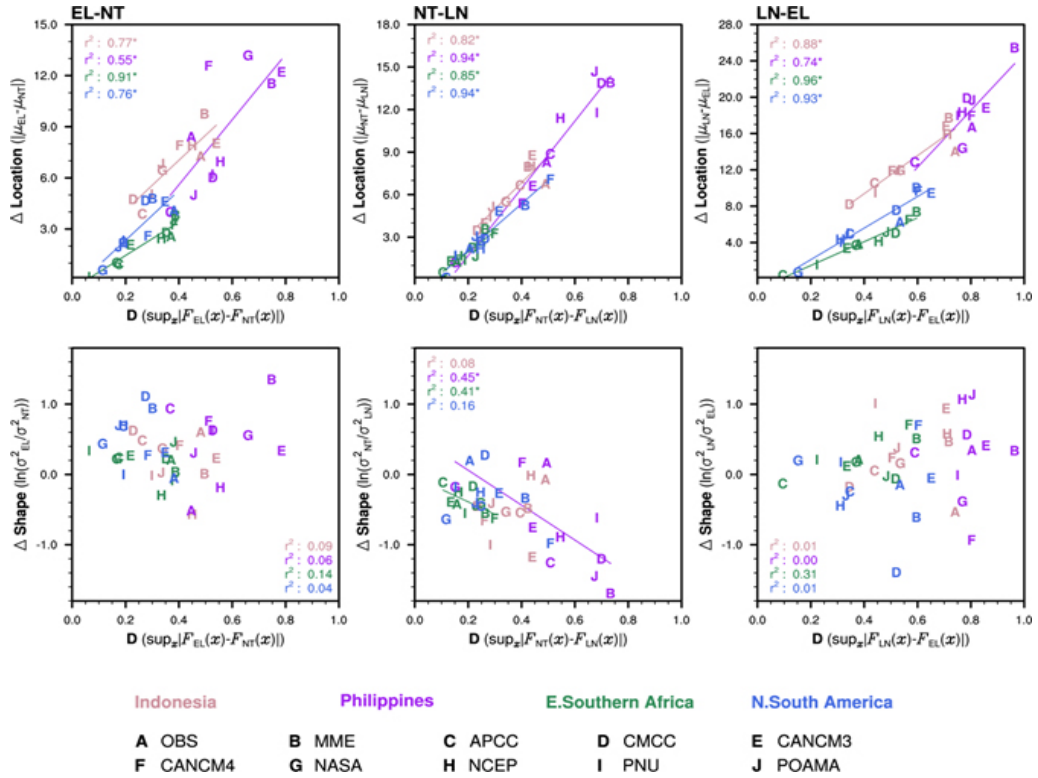


Figure 4.17. Scatter plots of D (x axis) and two parameters (location in upper and shape in bottom panels) of empirical CDFs (y axis) based on two different ENSO phases.

4.5.2 확률 예측성 평가

이번 절에서는 가뭄의 예측성 평가를 위해 선정된 지역의 확률예측 성능을 평가하였다. 먼저 건조/습윤 이벤트의 일반적인 예측성능을 평가하기 위해서, 각 이벤트에 대한 분별력의 성능을 ROCS의 공간분포와 관련하여 검증하였다(Figure 4.18). 대부분의 지역에서 예측성은 일반적으로 매우 높으며 5% 신뢰구간에서 유의한 값을 나타낸다. 특히 이 지역들은 결정론적 예측에서도 성능이 우수한 지역으로, 이는 BSS와 ROCS가 TCC와 유사한 공간 패턴을 보여주는 특징과 관련이 있다(Wang et al. 2009). 좀 더 상세하게 각 지역별로 살펴보면, 인도네시아에서는 건조 이벤트에 대해서 거의 대부분 0.7-0.9 이상의 값을 가진다(Aceh와 North Sumatra 지역 제외). 습윤 이벤트 동안에는 그 예측성능이 건조 이벤트 보다는 다소 제한적인데 특히 인도네시아 서편의 Sumatra와 Java 섬에서 예측성능이 감소한 것을 볼 수 있다. 반대로 필리핀의 경우는 습윤 이벤트 일 때가

건조이벤트 일 때보다 예측성이 약간 더 높다. 아프리카 남동부는 반대로 건조 이벤트 일 때 습윤 이벤트 보다 예측성 더 높으며, 습윤 이벤트 일 경우에는 통계적으로 그 성능이 유의한 지역도 줄어든다. 남미 북부는 건조 이벤트 일 때 습윤 이벤트보다 약간 더 높으며 특히 중앙부에서 높은 예측성(통계적으로 유의)을 보여주나, 습윤 이벤트 일 때는 예측 성능의 값 자체는 건조 이벤트보다 감소하고 통계적으로 유의한 지점이 전체 영역에 흩어져 있는 것을 볼 수 있다. 즉 이 네 지역의 예측성능은 그 지역의 기후학적 위치 및 여건상 일반적으로 높은 예측성을 보여주며, 건조/습윤 이벤트에 따라서 상세하게 지역적으로 미세한 차이를 보여준다.

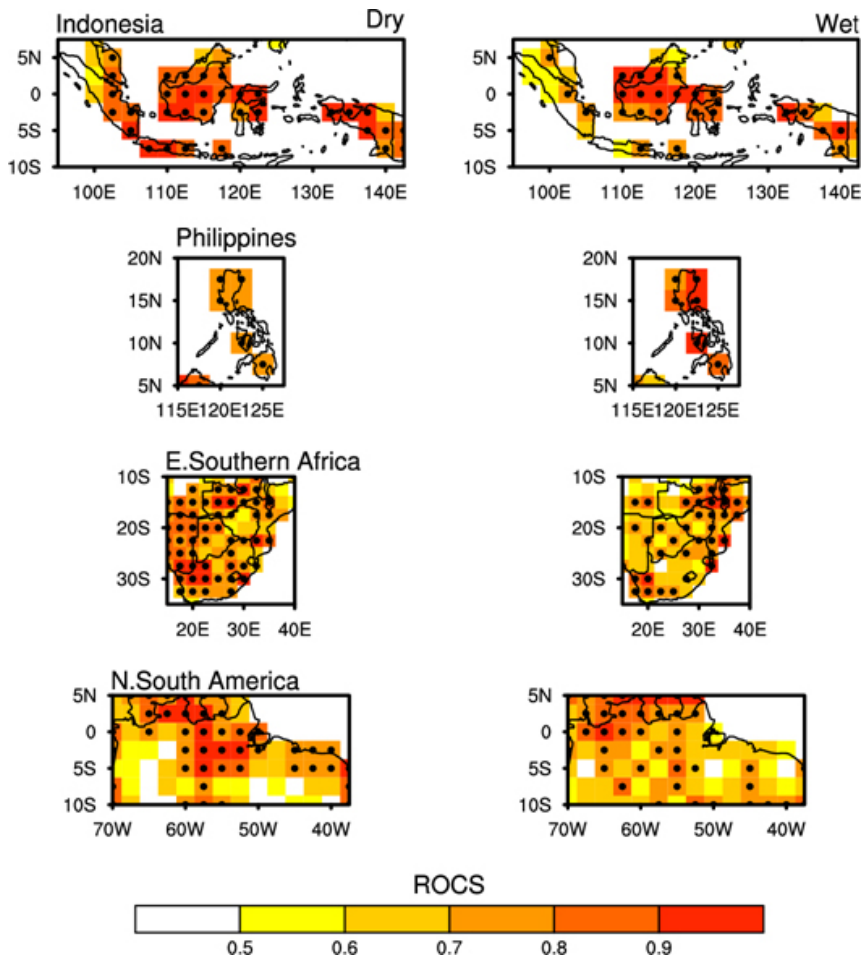


Figure 4.18. Same as Figure 4.11, but based on the domains selected for dry (left) and wet (right) events.

이러한 지역/이벤트별 예측성능의 특징은 대상지역의 예측 값을 지역적으로 집계하여 구한 BSS와도 일치한다(Figure 4.19 참조). 분석 중인 네 지역 중 예측성능이 상대적으로 높은 지역은 인도네시아와 필리핀이며, 낮은 지역은 아프리카 동남부와 남미 북부 지역이다. 인도네시아는 종전의 검증 분석 결과와 마찬가지로 건조 이벤트(0.25)의 예측성이 습윤 이벤트(0.15) 보다 높다. 필리핀은 두 이벤트 모두에서 높은 예측성능을 보여주지만, 그 중에서도 습윤 이벤트가 건조 이벤트 보다 약간 높다. 아프리카 동남부와 남미 북부 지역은 인도네시아나 필리핀보다 약 0.1 이상 작은 예측성능을 보여 주지만, 건조 이벤트의 예측성능이 습윤 이벤트 일 때 보다 높다. 지역적 내 육지의 모든 격자점의 예측 자료를 집계하여 계산된 RD를 살펴보면, 대부분 신뢰도 곡선이 예측 지역(회색; BSS>0)안에 존재한다(습윤 이벤트 일 때 아프리카 동남부 지역 제외, 이는 작은 샘플 수에 기인). 인도네시아 신뢰도 곡선은 두 이벤트 모두에서 전반적으로 대각선을 잘 따라가며 높은 확률예측에서 과소모의(신뢰곡선이 대각선의 위쪽에 위치)하는 경향이 있다. 필리핀도 샘플 사이즈가 작아 신뢰도 곡선이 굉장히 지그재그 한 형태를 보이지만 인도네시아와 유사한 경향을 보여준다. 반면에 남미 북부 지역은 건조 이벤트에 대해서 높은 확률예측에서 과대모의(신뢰곡선이 대각선의 아래쪽에 위치)하는 경향이 있다. 지역적으로 각 이벤트의 예측성능을 살펴보았을 때, 각각의 지역 예측성능은 사례의 유효 수에 영향을 받지만 일반적으로 그 성능이 우수한 것으로 보인다.

가뭄 예측성을 위해 선택 된 네 지역의 일반적인 예측성과 더불어, ENSO의 phase에 따른 건조/습윤 이벤트의 예측성도 함께 평가 되었다. Figure 4.20은 엘니뇨와 라니냐 시기의 관측과 MME 확률예측의 합성장을 보여준다. 네 지역의 선택 기준이 ENSO의 영향에 따른 강수이므로, 역학 모형의 예측은 일반적으로 관측과 유사한 패턴을 보여준다. 특히 엘니뇨 동안 SPI의 관측의 합성장은 네 지역 모두에서 건조 시그널을 보여주며, 그 강도와 패턴은 ENSO의 영향에 의한 6개월 누적강수의 패턴(Figure 4.14 참조)과 일치한다. 즉 인도네시아는 전반적으로 건조한 시그널을 보여주지만 Aceh와 North Sumatra 지역은 그 ENSO와의 관련성이 상대적으로 작는데, 이러한 패턴이 합성장에서 보여 진다. 마찬가지로 아프리카 남동부의 아래 중심부나 북미 북부의 양쪽 지역은 ENSO와의 관련성이 상대적으로 작고, 엘니뇨 합성장에서의 건조 시그널의 크기가 상대적으로 작다. 확률 예측도 이러한 건조 시그널을 잘 보여주지만 몇 개의 격자점에서 반대

시그널을 보여 주기도 한다. 라니냐 동안 위 네 지역의 SPI 패턴은 모두 습윤 시그널을 보여주지만, 강도의 공간 패턴이 비선형적으로 보여 진다. 이는 엘니뇨와 라니냐의 강수 영향의 비대칭성에 기인한 것으로 보인다. 반면에 역학 모형은 라니냐 동안에 선형적으로 반응하는 것을 알 수 있다.

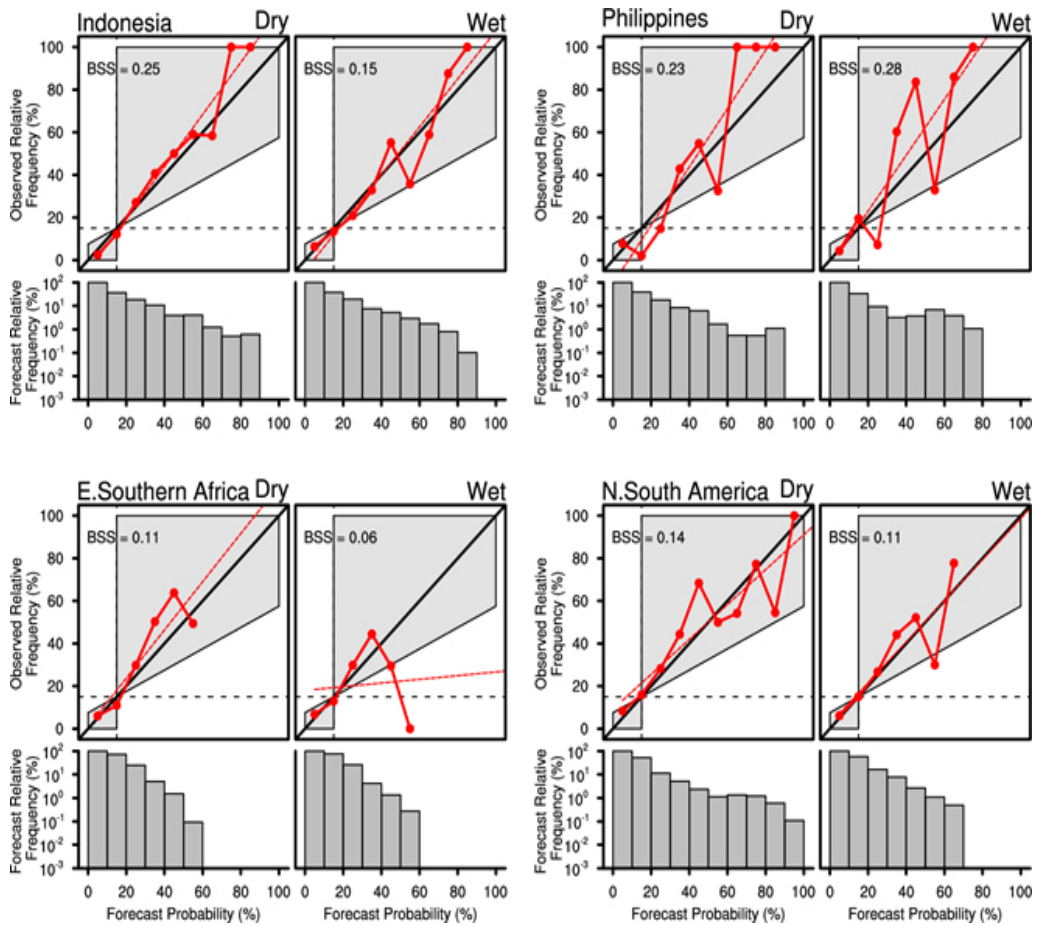


Figure 4.19. Same as Figure 4.10, but based on the domains selected of Indonesia (upper left), Philippines (upper right), E. Southern Africa (bottom left), and N. South America (bottom right).

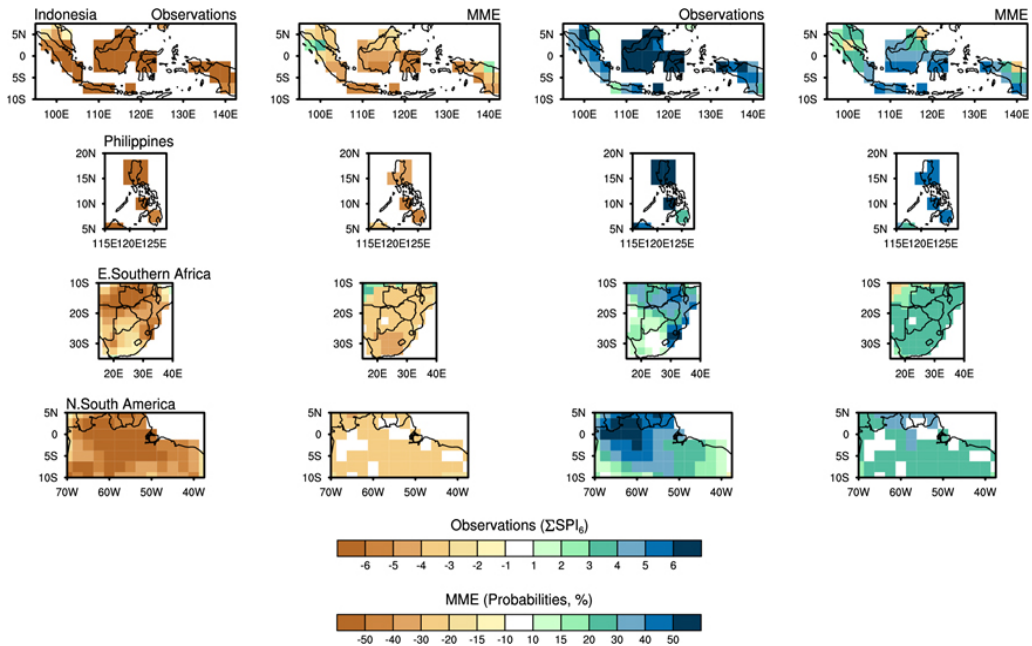


Figure 4.20. Composites maps of SPI values from observations and probabilities from MME for the years of El Niño (left) and La Niña (right).

지역 가뭄 예측성은 historical 예측기간 동안의 일반적인 예측성에 대한 평가와 더불어 real-time 기간에 대해서도 함께 평가되어야한다. 하지만 real-time 예측기간이 상대적으로 짧기 때문에, 두 기간에 대해서 지역 예측성의 경년 변동성을 살펴보고자 한다. Figure 4.21은 건조/습윤 이벤트 대한 네 지역의 ROCS 시계열을 보여 준다. 예측 자체가 유의하지 않은 지역은 그래프에서 공백으로 표시 되었다(예를 들어, 1983에 필리핀의 SPI 예측은 모든 모형이 -1에서 1사이로 예측하면 그 해는 건조/습윤 이벤트 자체의 예측이 존재하지 않는다). Figure 4.21은 해당 지역별로 각 이벤트의 예측성에 대해 해마다 검증한 결과로, 각 지역의 육지 내 격자수에 따라 가용 샘플 사이즈가 제한적(특히 필리핀의 경우)이다. Historical 기간 동안 예측성능의 경년변동성이 매우 크다. 가령 인도네시아 지역의 건조 이벤트 예측의 경우 예측성이 높은 해는 거의 1에 가까운 거의 완벽한 예측 성능을 보이며, 예측성이 극도로 낮은 해는 0.3 정도의 ROCS의 값을 가지면서 큰 경년변동성을 보인다. 또한 real-time 기간 동안의 예측성능은 historical 기간 동안 경년 변동 범위 내에 존재한다. 따라서 단지 세 해이기는 하지만 시스템의 안정성을 엿볼 수 있다. 건조/습윤 이벤트에 대해서 예측 성능을 서로 비교해보면 인도네시아와 아프리카

카 동남부의 예측성능은 평균적으로 건조 이벤트가 습윤 이벤트의 예측성능보다 높으며, 남미 북부 지역은 습윤 이벤트의 예측성능이 건조 이벤트의 성능보다 높다.

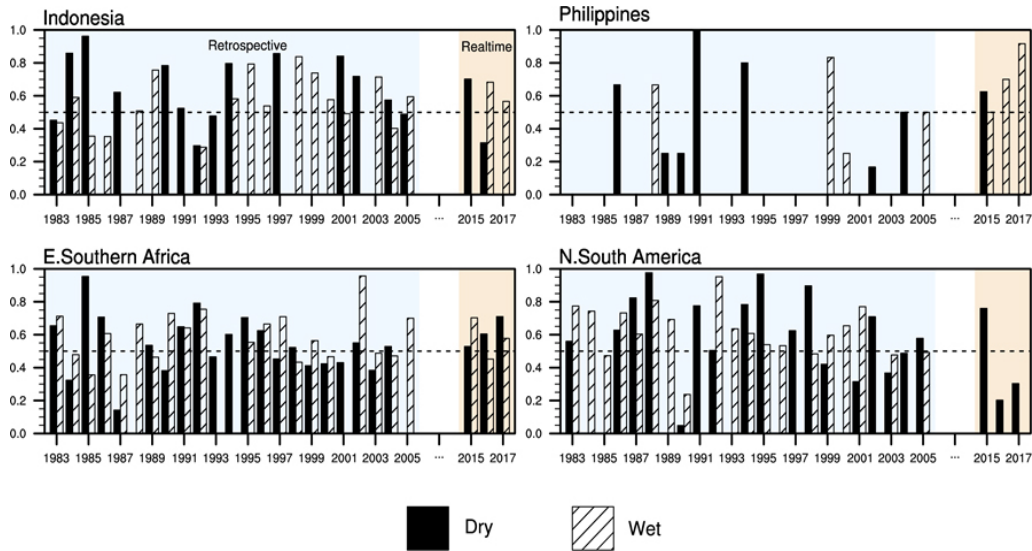


Figure 4.21. Same as Figure 4.8, but based on the domains selected of Indonesia (upper left), Philippines (upper right), E. Southern Africa (bottom left), and N. South America (bottom right).

마지막으로 예측성능의 ENSO 위상에 따른 의존성이 평가되었다. Table 4.6은 전 기간의 예측성능과 함께 엘니뇨, 라니냐, 평이(normal) 해들의 예보성능의 요약을 보여준다. 일반적으로 예측성능은 ENSO 위상에 따라 크게 민감하여 전 기간에 대해서 계산된 예측성능에 비해 ENSO의 위상이 양이거나 음일 때 더 높은 예측성능을 보여준다(아프리카 남동부 지역의 건조 이벤트 제외). 건조 이벤트에 대해서 살펴보면, 인도네시아, 필리핀, 남미 북부는 엘니뇨 일 때 가장 높은 성능을 보여주며, 아프리카 남동부의 경우는 오히려 엘니뇨 일 때 가장 낮고 평이 해일 경우가 가장 높다. 습윤 이벤트에 대해서 살펴보면, 인도네시아, 필리핀, 남미 북부는 라니냐 일 때 가장 높은 성능을 보여주지만 아프리카 남동부의 경우는 엘니뇨 일 때 가장 높은 성능을 보여주며 라니냐 일 때는 오히려 가장 낮다. 인도네시아의 건조(습윤) 이벤트의 예측성능과 엘니뇨(라니냐)의 선형적인 관련성이 보여지며, 가령 건조 이벤트의 예측성능은 엘니뇨 일 때 가장 높으면 라니냐 일

때 가장 낮다. 건조(습윤) 이벤트에 대해서 남미 북부 지역은 엘니뇨(라니냐) 일 때 가장 높지만, 예측성능이 가장 낮은 시기는 평이 해이다.

Table 4.6. Regionally aggregated ROCs for the 6-month time scale SPI forecasts for dry (top) and wet (bottom) events for the period covering both historical and real-time forecast. Values in parentheses are the ROCS for historical forecasts only.

Dry				
	Indonesia	Philippines	E. Southern Africa	N. South America
All years	0.641(0.660)	0.532(0.519)	0.545(0.535)	0.586(0.615)
El Niño years	0.684(0.681)	0.626(0.627)	0.519(0.518)	0.699(0.690)
Neutral years	0.641	0.250	0.571	0.362
La Niña years	0.541(0.655)	–	0.544(0.506)	0.618(764)
Wet				
	Indonesia	Philippines	E. Southern Africa	N. South America
All years	0.569(0.562)	0.624(0.562)	0.587(0.589)	0.621(0.621)
El Niño years	0.446(0.446)	0.500(–)	0.635(0.624)	0.648(0.648)
Neutral years	0.534	0.500	0.594	0.585
La Niña years	0.637(0.640)	0.673(0.583)	0.545(0.553)	0.657(0.657)

4.6 요약

APCC의 MME 기후예측자료를 기반으로 하는 새로운 콘텐츠 발굴 및 전 지구적으로 공동 선제대응을 위해 가뭄 예측을 위한 플랫폼 또는 시스템 개발 요구의 두 가지 배경에 바탕을 두고, “다중모델앙상블을 활용한 전구 가뭄 예측 시스템 개발 및 예측성 평가”를 위한 연구가 2017년부터 다년도로 진행되었다. 1차 년도인 2017년에는 여러 가뭄 지수 중 보편성, 유용성, 당위성, 가용성, 예측성 등의 선정 기준을 바탕으로 SPI를 가뭄 예측에 적합한 가뭄 지수로 선정, MME 기후예측 자료의 예측 선행 시간을 고려하여 6개월 시간 규모의 SPI의 예측자료를 생산하고 그 예측 시스템의 성능을 결정론적 예측을 바탕으로 평가하였다. 당해 연도인 2차 년도에는 전구 누적 강수와 예측성능의 특징을 분석하고, 확률론적 예측으로 확대하여 그 예측성을 평가하였다. 전구적인 관점과 별개로 가뭄 취약 지역에 대한 예측성 평가를 위해 대상지역을 선정하고, 그 지역의 주요 기후인자와 관련된 기후학적 특징 및 모델 내 재현성 등을 평가하였다.

전년도에 선정되어 전구 가뭄예측 시스템의 지시자로 사용되는 SPI는 강수 결핍에 의한 기상학적 가뭄을 나타내므로, 전구 육지에서의 누적 강수량의 특징을 파악하고 그 예측성의 원천을 파악하는 것은 무엇보다 중요하다. 먼저 APCC MME 계절예측 자료를 바탕으로 6개월 누적 강수량의 예측성의 특징을 살펴보면, 6개월 누적강수의 예측성의 대부분은 주로 열대 태평양에서 기인함을 알 수 있다. 즉 전 지구 6개월 누적 강수의 예측성의 대부분은 열대지역의 해양강수의 예측성에 의해 크게 좌우된다. 따라서 전구 가뭄을 예측하는 데 있어서 전구 육지의 강수 예측성에 초점을 두어야한다. 육지에서는 해양과 비교하여 제한된 예측성을 보여주지만, ENSO의 변동성은 육지 강수의 예측성과 관련이 있다. 실제 관측에서도 공간적으로 살펴보면 열대 육지 강수의 ENSO 관련성은 그 면적상 해양에 비해 월등히 작지만, ENSO의 변동성과 역상관이 있음을 보여준다. 이러한 ENSO 관련성은 전구 육지에 대해서 면적 평균된 6개월 누적 강수량의 시계열의 변동성을 살펴보면 더욱 자명하다. 이는 전구 육지의 6개월 누적강수의 첫 번째 모드의 ENSO 관련성으로도 알 수 있다.

본 연구에서는 전구 육지 SPI MME 예측을 확률론적으로 확대하여 그 예측성을 평가하였다. 이 예측 시스템은 무보정 역학 모형 자료를 바탕으로, 모델 간 전체 가용 샘플을

이용하는 방식으로 SPI MME의 확률예측 결과를 생산하였다. 가뭄 확률예측의 유용성 (usefulness)을 판단하기 위해서 accuracy, reliability, resolution, sharpness, discrimination의 여러 측면에 대한 예측 성능을 평가하였다. Reliability와 resolution 측면에서 일단 개별모형에 비해 다중 모델 앙상블 결과가 훨씬 나은 예측성을 보인다. 즉 모델 간 분포가 크고 일부 모형은 예측 성능 지역에 들어오지 못 하지만, 다중모델앙상블 결과는 일관되게 예측 성능 지역에 들어온다. 전구와 열대지역은 유사한 결과를 보여주며(즉 예측성의 대부분은 열대가 설명), 건조 이벤트에 대해서 기후 값에 비해 월등히 우수한 값을 보여준다. Sharpness 측면에서는 앙상블 분포가 기후 값에 비해 과소산포 (underdispersive)를 보여주면서 상당히 높은 신뢰도를 보여준다. Discrimination 측면에 대한 예측성능의 전구 분포를 살펴보면 평균적으로 기후 값과 유사하거나 높은 예측 성능을 보여 준다. 일부 지역(서아시아, 동남아시아, 호주 일부, 북/남미 일부지역)에서는 훨씬 높은 예측성을 보여 주는데, 이러한 지역들은 원래 강수 예측성이 높은 지역과 일치한다. 지역적으로는 시기 및 이벤트의 위상에 상관없이 ROCS 값은 적도, 전구, 북반구 열대 외의 지역 순으로 높게 나타났다. 일반적으로 historical 예측의 예측성능은 큰 경년 변동성을 가지며 대부분 0.5를 넘어 예측성이 높은 것으로 판단된다. 또한 이러한 예측 성능의 경년 변동성은 예측 시기나 영역, 그리고 예측하고자 하는 이벤트에 따라 크게 상이하다. Real-time 예측의 예측 성능은 historical 예측 경년변동성의 범위에 위치하며, 안정적인 품위를 유지하는 것으로 보인다. 또한 다중모형 결합 방식에 의한 예측 성능의 차이는 유의하지 않은 것으로 보인다.

가뭄 취약 지역에 대한 예측성을 검증하기 위해서 우선 ENSO와의 관련성을 바탕으로 인도네시아, 필리핀, 아프리카 동남부, 남미 북부 지역을 선정하였다. 위 지역들은 ENSO와 음의 상관을 가지는 지역으로 엘니뇨 동안의 가뭄 기간 중 분석 시기를 선정하였다. ENSO의 반응에 따른 기후학적 특성을 파악하기 위해, 각각의 ENSO phase에 따른 차별화된 강수 합성장의 PDF 분포를 살펴보았다. 인도네시아의 경우 ENSO neutral일 경우에는 강수 편차는 그 평균을 0에 가지며 gaussian 분포를 보여준다. 라니냐일 경우에는 PDF의 중심이 오른쪽으로 이동하면서 그 시기에 강수량이 많아질 분포를 보여준다. 반대로 엘니뇨일 경우에는 PDF의 중심이 왼쪽으로 이동하며 분포도 gaussian에서 gamma 형태의 분포를 보여준다. 이러한 ENSO의 반응에 따른 기후학적 특성을 역학모형이 어떻

게 재현하는지 진단하기 위해서, ENSO phase에 따라 차별화 된 합성장 분석을 참여 모형 및 MME로 확대하여 적용하였다. 관측 대비 개별 모형과 MME가 보여주는 PDF들의 평균과 분산, 그와 관련된 PDF의 분포 형태는 서로 간 다르다. 하지만 MME와 개별모형 모두 ENSO phase에 따른 강수 분포의 차이를 모델 환경 내에서 잘 재현한다. 즉 ENSO에 따른 강수의 확률 분포 자체의 크기와 형태가 관측과 여러 모델 간 서로 다름에도 불구하고, 모형이 관측의 ENSO phase에 대한 강수 영향을 잘 재현하고 있다. 엘니노와 정상 상태 등의 두 확률 분포의 차이를 결정짓는 요인을 확인하기 위해서, 두 확률 분포의 최대 차이에 영향을 주는 인자를 관측과 모델 간 분포의 차이를 통해 분석하였다. ENSO phase에 따라서 강수확률 분포를 차이를 만드는 것은 location의 차이이며, 이는 모델 간 강수 변동성의 크기가 서로 달라도 모델 내에서 잘 재현되었다.

위 지역에 대한 확률예측 성능도 함께 평가되었다. 대부분의 지역에서 discrimination 관점에서의 예측성은 일반적으로 매우 높으며 5% 신뢰구간에서 유의한 값을 나타낸다. 분석 중인 네 지역 중 정확성이 상대적으로 높은 지역은 인도네시아와 필리핀이며, 낮은 지역은 아프리카 동남부와 남미 북부 지역이다. 신뢰성과 해상도 측면에서 각각의 지역 예측성능은 사례의 유효 수에 영향을 받지만 일반적으로 그 성능이 우수한 것으로 보인다. ENSO의 phase에 따른 합성장의 공간 분포를 살펴보면 역학 모형의 예측은 일반적으로 관측과 유사한 패턴을 보여주며, 관측과 달리 엘니노와 라니냐 일 대 건조/습윤 이벤트가 선형적으로 반응한다. Discrimination의 연간 변동성을 살펴보면 샘플 수의 제한을 보여주며 큰 변동성을 보여준다. 예측성능의 ENSO 위상에 따른 의존성을 살펴보면, 일반적으로 예측성능은 ENSO 위상에 따라 크게 민감하여 전 기간에 대해서 계산된 예측성능에 비해 ENSO의 위상이 양이거나 음일 때 더 높은 예측성능을 보여준다.

본 연구에서는 MME 기후예측자료의 콘텐츠를 다양화하기 위한 노력의 일환으로 전구예측시스템을 개발하고 그 예측성을 평가하는 것을 목표로 한다. 일반적으로 전구 강수 예측의 대부분은 열대 해양에서 설명 하나, 전구 육지의 누적 강수량의 주된 영향 기후인자이자 예측성의 원천이 ENSO임을 확인하였다. 또한 이러한 관련성을 바탕으로 가뭄 취약지역 및 시기를 선정, 이러한 지역에 대한 가뭄 예측성을 평가하였다. 특히 올해는 작년과 달리 가뭄 예측을 확률예측으로 확대하여 그 예측성을 여러 유용성 측면에서 평가하였다. 중장기 이상의 시간 규모를 가지는 가뭄 예측은 계절에서 반드시 고려되어야 하

며 개별 모형과 비교하여 결정론적 및 확률론적 측면 모두에서 성능이 향상되었음을 확인하였다. 하지만 사용된 예측기간 등의 제한점이 있으므로 최근 ENSO의 다양성 등을 반영한 추후 연구가 필요하다. 결과적으로 MME 기후예측자료를 기반으로 하는 가뭄예측 시스템은 MME 자료의 우수성으로 인해 그 활용성이 크며, 아울러 수문 관련 이상 기후에 취약한 아태지역에서 가뭄 선제대응을 위한 유용한 자료로 사료된다.

5. 결론 및 요약

APCC의 기후서비스 강화를 위해 2017년에 “기후예측자료 기반 새로운 콘텐츠 생산을 위한 예측시스템 개발”이라는 다년도 과제를 시작했으며, 최종적으로 사용자를 위한 계절기후정보의 활용성 증대와 세계 우수 현업기관과의 경쟁에서 우위확보를 목표로 한다. 따라서 이 과제는 연구가 시험운영(test-bed)을 거쳐 현업으로 안정화되어 기후서비스로 성장(Research-to-Operation, R2O)하기 위해서, 계절예측정보의 다변화를 위한 콘텐츠 발굴, 핵심 예측기술 개발, 예측 시스템 구축부터 운영까지 유기적이고 통합적으로 과제를 추진하고자 한다. 1차 년도인 2017년에는 APCC MME 기후예측자료를 기반으로 생산 및 제공 가능한 신규 콘텐츠를 발굴하고, 그에 따른 예측기술 개발 및 예측성능 평가를 수행하였다. 각 콘텐츠는 센터 내 기존 선행연구의 연계 및 센터 여건에 따라 연차별로 상이한 연구 진행과 계획을 가진다. 이 중 일부는 타 과제로 전환되어 현업화 되거나 연구 범위를 확장한다. 2차 년도인 2018년에는 “ENSO 위상/강도”는 최종단계인 현업화를 목표로, “전구 가뭄”은 포괄적인 예측성능의 검증을 통해 추후 기후서비스로의 발전 가능성을 엿보고자 한다.

보다 다양하고 유용한 예측 정보제공을 위한 새로운 콘텐츠 발굴 및 예측기술 개발이 목적인 본 과제에서는 타 기관과의 차별성을 고려하여 ENSO 위상(3개 카테고리; 엘니뇨/중립/라니냐)뿐만 아니라 강도 예측(7개 카테고리; 강/중/약 엘니뇨 및 라니냐, 중립)을 위한 MME 확률예측기술을 1차 년도에 개발하였고, 2차 년도에는 이를 현업화하는 과정을 수행하였다. 현재 ENSO 예측정보를 생산하는 현업시스템과 유기적으로 수행될 수 있도록 현업시스템 내에 ENSO 위상/강도 확률예측기법 코드를 이식하였다. 그 결과, 기존의 ENSO 예측시스템 내에서 함께 계산 및 그래픽이 수행되고 있다. 현재 Test-bed 운영을 통한 안정화 작업을 완료하였으며, 2018년 12월부터 매월 향후 6개월에 대한 ENSO 위상 및 강도에 대한 예측확률 값을 생산, 홈페이지를 통해 예측정보가 제공될 예정이다(Figure 5.1). 현재 유일하게 ENSO 확률예측정보를 제공하고 있는 IRI/CPC는 ENSO 위상에 대한 정보만 제공하고 있으며, APCC는 이에 한발 더 나아가 ENSO 강도에 대한 예측확률을 제공한다는 점에서 상당한 의미가 있다고 볼 수 있다.

가뭄의 경우 전년도에 분석된 전구 강수 및 가뭄의 특징과 연계하여 전구 육지 누적

강수량의 주요 영향 기후인자와 예측성의 원천을 분석하였고, 이러한 특성은 누적 강수량의 시공간 구조 분석에서도 동일하게 확인하였다. 또한 이러한 주요 요인들을 바탕으로 가뭄 취약지역 및 시기를 선정, 이러한 지역에 대한 가뭄 예측성을 집중적으로 평가하였다. 특히 올해는 1차 년도에 개발된 (결정론적) 가뭄예측을 확률예측으로 확대하여 그 예측성을 여러 유용성 측면에서 평가하였다. 아울러 실시간 예측자료의 반영 및 MME 결합 방식에 따른 민감도 등을 함께 검증하였다. 중장기 이상의 시간 규모를 가지는 가뭄 예측은 계절에서 반드시 고려되어야 하며 개별 모형과 비교하여 결정론적 및 확률론적 측면 모두에서 성능이 향상되었음을 확인하였다. 따라서 MME 기후예측자료를 기반으로 하는 가뭄예측시스템은 MME 자료의 우수성으로 인해 그 활용성이 매우 크며, 전 세계적으로 전구 가뭄 감시 및 예측 플랫폼의 수요에도 부합한다.

APCC MME 계절예측자료의 예측성능은 (본 과제를 통해) 신규 콘텐츠에서도 그 우수성이 탁월하게 입증되었으며, 이는 다양한 분야에서 충분한 활용의 과학적 근거가 된다. 아울러 세계 유수 현업기관의 계절기후예측자료 제공 현황 분석 및 센터 내 선행연구의 종합적인 검토를 통해 신규 콘텐츠가 발굴/선정되는 과정을 거쳐, 여타의 기후서비스와 차별성을 가진다. ENSO 위상/강도 확률 예측은 본 과제를 통해 연구 및 현업화(R2O) 과정을 거쳐 홈페이지를 통한 예측정보를 제공할 예정이며, 전구 가뭄 예측은 추후 새로운 기후서비스로의 유용성을 제시하였다.

Sea Surface Temperature and ENSO Outlook for September 2018 - February 2019

TOP

The prevailing ENSO phase is expected to be positive. For the first half of the forecast period, the Niño3.4 index indicates a weak positive El Niño condition. A tongue of positive Sea Surface Temperature (SST) anomalies in the Niño3.4 region is predicted for the second half of the forecast period, which means that El Niño conditions are expected to persist. Positive SST anomalies are expected over the western Indian Ocean with a slight zonal gradient, which corresponds to the weak positive phase of the Indian Ocean Dipole by the first half of the forecast period. The phase is expected to gradually become neutral by the second half of the forecast period.

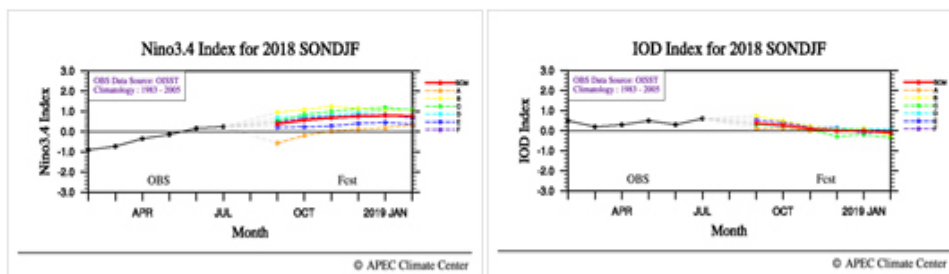


Fig. 1 Predicted Niño 3.4 index and Indian Ocean Dipole mode index (IODMI) from individual models (A, B, C, D, E, and F) and the simple composite Multi-Model Ensemble (MME) method (SCM).

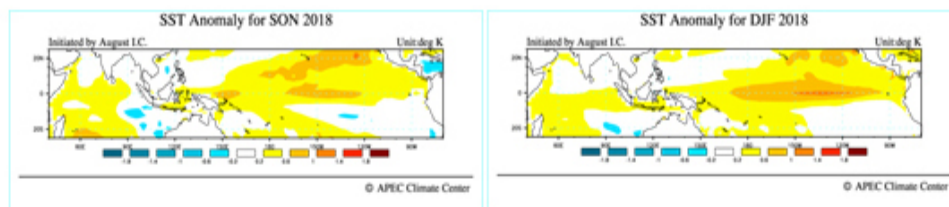


Fig. 2. Spatial distributions of forecasted SST anomalies for September 2018 – February 2019 over the tropical Indo-Pacific. The top panel shows the SST anomaly forecast for September – November 2018 and the bottom panel shows the SST anomaly forecast for December 2018 – February 2019.

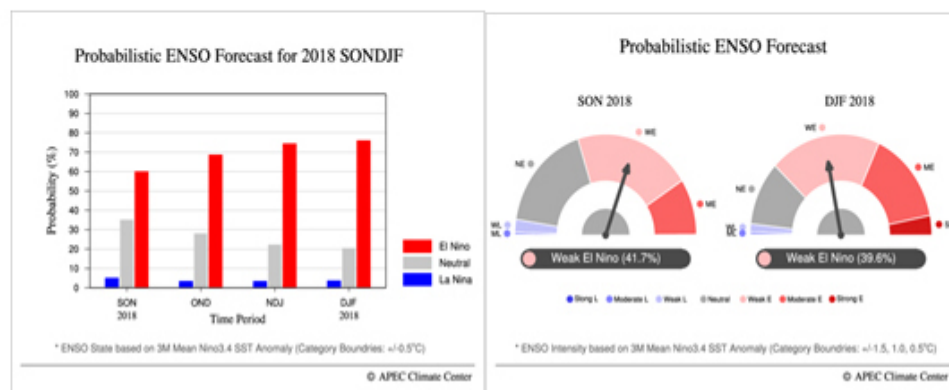


Figure 5.1. Example of homepage where the probabilistic MME forecast for ENSO type and strength will be available from December this year.

REFERENCES

- 민영미, 손수진, 신선희, 이현주, 김가영, 2017: 기후예측자료 기반 새로운 콘텐츠 생산을 위한 예측시스템 개발, APCC 기후센터 연구보고서 2017-08.
- AghaKouchak, A., D. Easterling, K. Hsu, S. Schubert, and S. Sorooshian, 2012: *Extremes in a changing climate*. Springer, Dordrecht.
- Ahn, J. B., and H. J. Kim, 2014: Improvement of one-month lead predictability of the wintertime AO using a realistically varying solar constant for a CGCM. *Meteorol. Appl.*, 21, 415-418.
- Alessandri, A., A. Borrelli, S. Masina, A. Cherchi, S. Gualdi, A. Navarra, P. Di Pietro, and A. Carril, 2010: The INGV-CMCC seasonal prediction system: improved ocean initial conditions. *Monthly Weather Review*, 138, 2930-2952.
- Alexander, L., X. Zhang, T. Peterson, J. Caesar, B. Gleason, A. Klein Tank, M. Haylock, D. Collins, B. Trewin, F. Rahimzadeh, A. Tagipour, P. Ambenje, K. Rupa Kumar, J. Revadekar, and G. Griffiths, 2006: Global observed changes in daily climate extremes of temperatures. *Journal of Geophysical Research*, 111, D05109.
- Barnston, A. G., 1994: Linear statistical short-term climate predictive skill in the Northern Hemisphere. *Journal of Climate*, 7, 1513-1564.
- Barnston, A. G., and S. J. Mason, 2010: Evaluation of IRI's seasonal climate forecasts for the extreme 15% tails. *Weather and Forecasting*, 26, 545-553.
- Brier, G. W., 1950: Verification of forecasts expressed in terms of probability. *Mon. Wea. Rev.*, 78, 1-3.
- Cottrill A, and Coauthors, 2013: Seasonal forecasting in the Pacific using the coupled model POAMA-2. *Weather and Forecasting*, 28, 668-680.
- Dai, A., 2012: Increasing drought under global warming in observations and models. *Nature Climate Change*, 2, 52-58.
- Dutra, E, F. Wetterhall, F. Di Giuseppe, G. Naumann, P. Barbors, J. Vogt, W. Pozzi, F. Pappenberger, 2014a: Global meteorological drought - Part 1: Probabilistic monitoring. *Hydrol Earth Syst Sci Discuss* 11, 889-917. doi: 10.5194/hessd-11-889-2104
- Dutra E, and Coauthors, 2014b: Global meteorological drought - Part 2: Seasonal forecasts. *Hydrol Earth Syst Sci Discuss*, 11, 919-944. doi: 10.5194/hessd-11-919-2104
- ESCAP, 2017: Regional Road Map for implementing the 2030 agenda for sustainable

- development in Asia and the Pacific. SDG Road map 2017, UN ESCAP [Available online at <https://www.unescap.org/sites/default/files/publications/SDGs-Regional-Roadmap.pdf>]
- Frich, P., L. Alexander, P. Della-Marta, B. Gleason, M. Haylock, A. Klein Tank, and T. Peterson, 2002: Observed coherent changes in climatic extremes during the second half of the twentieth century. *Clim. Res.*, 19, 193–212.
- Goddard, L, and coauthors, 2001: Current approaches to seasonal-to-interannual climate predictions. *International Journal of Climatology*, 21, 1111–1152.
- Ham, S., A-Y. Lim, S. Kang, H. Jeong, and Y. Jeong, 2018: A newly developed APCC SCoPS and its prediction of East Asia seasonal climate variability. *Clim. Dyn.* (in revision)
- Ham Y. G., S. Schubert, and Y. Chang, 2012: Optimal initial perturbations for ensemble prediction of the Madden-Julian oscillation during boreal winter. *Journal of Climate*, 25, 4932–4945.
- Ham Y. G., S. Schubert, Y. Vikhliayev, and M. J. Suarez, 2014: An assessment of the ENSO forecast skill of GEOS-5 system. *Climate Dynamics*, 43, 2415–2430.
- Hao, Z., and A. AghaKouchak, 2013: Multivariate standardized drought index: a parametric multi-index model. *Adv. Water. Resour.*, 57, 12–18.
- Hao, Z., A. AghaKouchak, N. Nakhjiri, and A. Farahmand, 2014: Global integrated drought monitoring and prediction system. *Sci. Data*, 1, 140001. doi: 101038/sdata.2014.1.
- Hao, Z., V. P. Singh, and Y. Xia, 2018: Seasonal drought prediction: Advances, Challenges, and Future Prospect. *Reviews of Geophysics*, 56, 108–141.
- Hayes, M., M. Svoboda, D. Wilhite, and O. Vanyarkho, 1999: Monitoring the 1996 drought using the Standardized Precipitation Index. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 80, 429–438.
- Heim Jr., R. R., 2000: Drought indices: A review. In D. A. Wilhite (Ed.), *Drought. A Global Assessment*, vol. 1 (pp. 159–167). London: Routledge
- Hoerling, M., and A. Kumar, 2003: The perfect ocean for drought. *Science*, 299, 691–694.
- Hsu, W., and A. H. Murphy, 1986: The attributes diagram. A geometrical framework for accessing the quality of probabilistic forecasts. *Int. J. Forecasting*, 2, 285–293.
- Hu, Q., and S. Feng, 2012: AMO- and ENSO-driven summertime circulation and precipitation variations in North America. *J. Clim.*, 25, 6477–6495.
- Janowiak, J. E., and P. Xie, 1999: CAMS_OPI: a global satellite-rain gauge merged product for real-time precipitation monitoring applications. *Journal of Climate*, 12, 3335–3342.
- Jeong, H. I., et al. 2008: Experimental 6-month hindcast and forecast simulation using

- CCSM3. APCC 2008 Technical Report, APEC Climate Center
- Jeong, H. I., et al. 2012: Assessment of the APCC coupled MME suite in predicting the distinctive climate impacts of two flavors of ENSO during boreal winter. *Clim. Dyn.* 39, 475-493 (2012).
- Kim, S. T., et al. 2017: Mean bias in seasonal forecast model and ENSO prediction error. *Sci. Rep.*, 7:6029.
- Kirtman, B. P., and Coauthors, 2014: The North American Multimodel Ensemble: Phase-1 seasonal-to-interannual prediction; Phase-2 toward developing intraseasonal prediction. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 95, 585-601. doi: <http://dx.doi.org/10.1175/BAMS-D-12-00050.1>.
- Lavaysse, C., J. Vogt, and F. Pappenberger, 2015: Early warning of drought in Europe using the monthly ensemble system from ECMWF. *Hydrol Earth Syst Sci*, 19, 3273-3286. doi: 10.5194/hess-19-3273-201
- Lim, E. P., H. H. Hendon, S. Langford, and O. Alves, 2012: Improvements in POAMA2 for the prediction of major climate drivers and south eastern Australian rainfall CAWCR Tech. Rep. No. 051.
- Mason, S. J., and N. E. Graham, 2002: Areas beneath the relative operating characteristics (ROC) and relative operating levels (ROL) curves: Statistical significance and interpretation. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 128, 2145-2166.
- McKee, T. B., N. J. Doesken, and J. Kleist, 1993: The relationship of drought frequency and duration to time scales. Preprints, Eight Conf. on Applied Climatology, Anaheim, CA, Amer. Meteor. Soc., 179-184.
- McKee, T. B., N. J. Doesken, and J. Kleist, 1995, Drought monitoring with multiple time scale. Preprints, Ninth Conf. on Applied Climatology, Dallas, TX, Amer. Meteor. Soc., 233-236.
- Merryfield, W. J., W.-S. Lee, G. J. Boer, V. V. Kharin, J. F. Scinocca, G. M. Flato, R. S. Ajayamohan, J. C. Fyfe, Y. Tang, and S. Polavarapu, 2013: The Canadian seasonal to interannual prediction system. Part I. Models and initialization). *Mon. Wea. Rev.*, doi:10.1175/MWR-D-12-00216.1.
- Min, Y. M., V. N. Kryjov, and C. K. Park, 2009: A probabilistic multimodel ensemble approach to seasonal prediction. *Weather and Forecasting*, 24, 812-828.
- 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.
- Mo, K., and B. Lyon, 2015: Global meteorological drought prediction using the North American multi-model ensemble. *Journal of Hydrometeorology*, 16, 1409-1424.
- Mo, K. C., and D. P. Lettenmaier, 2016: Precipitation Deficit Flash Droughts over the United States. *Journal of Hydrometeorology*, 19, 1169-1184.
- Molod, A. et al, 2012: The GEOS-5 atmospheric general circulation model: mean climate and development from MERRA to Fortuna. Technical Report Series on Global Modeling and Data Assimilation, 28. <http://gmao.gsfc.nasa.gov/pubs/docs/tm28.pdf>
- Palmer, W.C., 1965: Meteorological drought. Office of Climatology Research Paper, 45, U.S. Weather Bureau, 58 pp.
- Reynolds, R. W., N. A. Rayner, T. M. Smith, D. C. Stokes, and W. Wang, 2002: An improved in situ and satellite SST analysis for climate. *J Clim* 15:1609-1625. doi: 10.1175/1520-0442(2002)015<1609:AIISAS>2.0.CO;2
- Rodell, M., and Coauthors, 2004: The global land data assimilation system. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 85, 381-394. <https://doi.org/10.1175/BAMS-85-3-381>
- Ropelewski, C. F., M. S. Halpert, 1987: Global and regional scale precipitation patterns associated with the El Niño/Southern Oscillation. *Mon. Wea. Rev.*, 115, 1606-1626.
- Ropelewski, C. F., M. S. Halpert, 1989: Precipitation patterns associated with the high-index phase of the Southern Oscillation. *J. Climate*, 2, 268-284.
- Saha, S., and Coauthors, 2014: The NCEP Climate Forecast System version 2. *J. Climate*, 27, 2185-2208, doi: <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00823.1>.
- Schubert, S., and Coauthors, 2007: Predicting drought on seasonal-to-decadal time scales. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 88, 1625-1630.
- Schubert, S. D., and Coauthors, 2016: Global meteorological drought: A synthesis of current understanding with a focus on SST drivers of precipitation deficits. *Journal of Climate*, 29(11), 3989-4019. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-15-0452.1>
- Scinocca, J. F., N. A. Mcfarlane, M. Lazare, J. Li, and D. Plummer, 2008: The CCCma third generation AGCM and its extension into the middle atmosphere. *Atmos. Chem. Phys.*, 8, 7055-7074.
- Sen, Z. and Eljadid, A.G., 1999: Rainfall Distribution Function for Libya and Rainfall Prediction, *Hydrol. Sci. J.*, 44(5), 665-680.
- Sohn, S. J., and C. Y. Tam, 2016: Long-lead station-scale prediction of hydrological droughts

- in South Korea based on bivariate pattern-based downscalig. *Clim. Dyn.*, 45:3305–3321.
- Sohn, S. J., J. B. Ahn, and C. Y. Tam, 2013a: Six month-lead downscaling prediction of winter to spring drought in South Korea based on a multimodel ensemble. *Geophysical Research Letters*, 40, 579–583.
- Sohn, S. J., C. Y. Tam, and J. B. Ahn, 2013b: Development of a multimodel-based seasonal prediction system for extreme droughts and floods: a case study for South Korea. *International Journal of Climatology*, 33(4), 793–805, doi:10.1002/joc.3464.
- Sohn, S. J., C. Y. Tam, K. Ashok, and J. B. Ahn, 2012: Quantifying the reliability of precipitation datasets for monitoring large-scale East Asian precipitation variations. *International Journal of Climatology*, 32, 1520–1526, doi :10.1002/joc.2380.
- Stephens, M. A., 1974: EDF statistics for goodness of fit and some comparisons. *J. Amer. Stat. Assoc.*, 69, 730–737.
- Troccoli, A., 2010: Review: Seasonal climate forecasting. *Meteorological Applications*, 17, 251–268.
- Trenberth, K., 2001: Climate variability and global warming. *Science*, 293(5527), 48–49.
- Wang, B., and Coauthors, 2009: Advance and prospectus of seasonal prediction: assessment of the APCC/CiPAS 14-model ensemble retrospective seasonal prediction (1980–2004). *Clim. Dyn.*, 33, 93–117.
- Wang, L., W. Chen, and W. Zhou, 2014: Assessment of future drought in southwest China based on CMIP5 multimodel projections. *Adv. Atmos. Sci.*, 31, 1035–1050.
- WCRP, 2010: A WCRP white paper on drought predictability and prediction in a changing climate: assessing current predictive knowledge and capabilities, user requirements and research priorities. Tech rep, World Climate Research Programme.
- WCRP, 2012: WCRP Global Drought Information System (GDIS) Workshop. Final Rep, 17pp [Available online at http://eprints.soton.ac.uk/342410/GDIS_Report_final.pdf]
- Wilhite, D. A., 2000: Drought as a natural hazard. In D. A. Wilhite (Ed.), *Drought. A Global Assessment*, vol. I (pp. 1– 18). London: Routledge.
- WMO, 2002: Standardized Verification System (SVD) for Long-Range Forecast (LRF). New attachment II-9 to the manual on the GDPS. Vol. 1. WMO 485, Geneva.
- WMO, 2009: Inter-regional workshop on indices and early warning systems for drought. Lincoln, Nebraska, USA, 8–11 December 2009, World Meteorological Organization

Yuan, X., and E. F. Wood EF, 2013: Multimodel seasonal forecasting of global drought onset. *Geophys. Res. Lett.*, 40, 4900–4905. doi: 10.1002/grl.50949

Zhu, Y., Z. Toth, R. Wobus, D. Richardson, and K. Mylne, 2002: The economic value of ensemble-base forecasts. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 83, 73–83.

Appendix 1 AFS_parameter_ENSO_6mon.ncl

```

=====
load "/data11/OPER/AFS/CODE/FIG/ENSO_prediction/DMME.Users.6mon"
begin
=====
    year_name=new((/4/),"float")
    if forecast_season.eq."JFMAMJ"then
        start_mon_obs = 6
        start_mon      = 1
        sea_name        = (/ "JFM", "FMA", "MAM", "AMJ" /)
        year_name      = forecast_year
    end if

    if forecast_season.eq."FMAMJJ"
        start_mon_obs = 7
        start_mon      = 2
        sea_name        = (/ "FMA", "MAM", "AMJ", "MJJ" /)
        year_name(0:3) = forecast_year
    end if

    if forecast_season.eq."MAMJJA"
        start_mon_obs = 8
        start_mon      = 3    if forecast_season.eq."AMJJAS"
        start_mon_obs = 9
        start_mon      = 4
        sea_name        = (/ "AMJ", "MJJ", "JJA", "JAS" /)
        year_name(0:3) = forecast_year
    end if

    if forecast_season.eq."MJJASO"
        start_mon_obs = 10
        start_mon      = 5
        sea_name        = (/ "MJJ", "JJA", "JAS", "ASO" /)
        year_name(0:3) = forecast_year
    end if

    if forecast_season.eq."JJASON"
        start_mon_obs = 11
        start_mon      = 6
        sea_name        = (/ "JJA", "JAS", "ASO", "SON" /)
        year_name(0:3) = forecast_year
    end if

    if forecast_season.eq."JASOND"
        start_mon_obs = 12
        start_mon      = 7
        sea_name        = (/ "JAS", "ASO", "SON", "OND" /)

```

```

        year_name(0:3) = forecast_year
    end if

    if forecast_season.eq."ASONDJ"
        start_mon_obs = 1
        start_mon      = 8
        sea_name       = (/ "ASO", "SON", "OND", "NDJ" /)
        year_name(0:3) = forecast_year
    end if

    if (lead_time.eq.6 ) then
        out_figure_dir_season = out_figure_dir+"/"+forecast_year+forecast_season+"/Fig/Probability/"
    end if

; SET VARIABLES
variable_names = (/ "sst" /)
variable_num   = dimsizes(variable_names)

; set region
region_name = (/ "Nino3", "Nino3.4", "Nino4", "Nino12", "WIOD", "EIOD" /)
region_num  = dimsizes(region_name)
region_area = new(/region_num,2,2/,"float",AFS_FillValue)

; set resolution
nlat = 73
nlon = 144

; 2 option
;
; 2-1 whole region or land only
region_land = (/ "sealand" /) ; whole region: sealand

;
; 3-1 definition of verification region
; Nino3
region_area(0,0,0) = 210.0
region_area(0,0,1) = 270.0
region_area(0,1,0) = -5.0
region_area(0,1,1) = 5.0

; Nino3.4
region_area(1,0,0) = 190.0
region_area(1,0,1) = 240.0
region_area(1,1,0) = -5.0
region_area(1,1,1) = 5.0

; Nino4
region_area(2,0,0) = 160.0
region_area(2,0,1) = 210.0

```

```

region_area(2,1,0) = -5.0
region_area(2,1,1) = 5.0
; Nino1+2
region_area(3,0,0) = 270.0
region_area(3,0,1) = 280.0
region_area(3,1,0) = -10.0
region_area(3,1,1) = 0.0

; WIOD
region_area(4,0,0) = 50.0
region_area(4,0,1) = 70.0
region_area(4,1,0) = -10.0
region_area(4,1,1) = 10.0

; EIOD
region_area(5,0,0) = 90.0
region_area(5,0,1) = 110.0
region_area(5,1,0) = -10.0
region_area(5,1,1) = 0.0

; 4. calculation of parameters

; 4-1 calculation of x-y position from longitude-latitude data
region_area_i = new(/region_num,2,2/), "integer")
do i_r = 0, region_num-1
  do i_x = 0, 1
    region_area_i(i_r,0,i_x) = floattoint(region_area(i_r,0,i_x) / 2.5)
    region_area_i(i_r,1,i_x) = floattoint((region_area(i_r,1,i_x)+90) / 2.5)
  end do
end do
;print(region_area_i)
;exit

end

```

Appendix 2 AFS_Graph_ENSO_probability.ncl

```

=====
; FILE NAME : AFS_Graph_ENSO_probability.ncl
; PURPOSE   : To draw the figure for probabilistic enso forecast
=====

load "/data11/OPER/AFS/CODE/COMMON/NCL/AFS.Definitions"
load "/data11/OPER/AFS/CODE/COMMON/NCL/IDAT_BUILD.ncl"
load "/data11/OPER/AFS/CODE/COMMON/NCL/AFS_GetData.ncl"
load "/data11/OPER/AFS/CODE/FIG/ENSO_prediction/AFS_parameters_ENSO_6mon_prob.ncl"
load "$AFS/CODE/FIG/SRC/mme_defaults.ncl"

begin

=====
; READ DATA
=====

in_data_dir    = "/data11/OPER/AFS/CODE/FIG/ENSO_prediction/OUTPUT/"
if ( lead_time.eq.6 ) then
    in_data_dir_season = in_data_dir+"/"+forecast_year+forecast_season+"/DATA/"
end if

file_name      = "enso_prob_season.nc"
in_file        = addfile(in_data_dir_season + file_name,"r")

data           = (in_file->enso_prob)*100
ProbEl         = dim_sum(data(:,0:2))
ProbNe         = data(:,3)
if( start_mon .ge. 10 ) then
    syear       = forecast_year
    eyyear      = forecast_year + 1
else
    syear       = forecast_year
    eyyear      = forecast_year
end if

=====
; PLOT
=====

system("mkdir -p "+out_figure_dir_season)
plot_fname     = out_figure_dir_season+"/Prob_ENSO_Probability"

wtyp           = "ps"
wks            = gsn_open_wks(wtyp,plot_fname)
gsn_define_colormap(wks,"cb_9step")

```

```

res                                = True
res@gsnScale                      = True
res@gsnDraw                      = False
res@gsnFrame                    = False
res@gsnStringFont                = "helvetica"
res@gsnXYBarChart                = True
res@gsnXYBarChartBarWidth        = 0.18
res@gsnXYBarChartOutlineThicknessF = 0.0

res@vpXF                        = 0.18
res@vpYF                        = 0.65
res@vpWidthF                    = 0.6
res@vpHeightF                   = 0.35

res@tmBorderThicknessF          = 1
res@tmXBMode                    = "Explicit"      ; explicit labels
res@tmXBValues                  = ispan(1,4,1)
res@tmXBLLabels                 = sea_name
res@tmXBLabelFontHeightF       = 0.013
res@tmXBMajorThicknessF        = 1.
res@tmXBMajorLengthF           = 0.007
res@tmXBMajorOutwardLengthF    = 0.007
res@tmYLMMode                   = "Explicit"      ; explicit labels
res@tmYLValues                  = ispan(0,100,10)
res@tmYLLLabels                 = ispan(0,100,10)
res@tmYLLabelFontHeightF       = 0.013
res@tmYMajorGrid                = True
res@tmYMajorGridThicknessF     = 0.1
res@tmYMajorGridLineDashPattern = 0
res@tmYLMajorThicknessF        = 1.

res@tmXBOn                      = True
res@tmXTOn                      = False
res@tmYLOn                      = True
res@tmYROn                      = False
res@trXMinF                     = 0.5
res@trXMaxF                     = 4.5
res@trYMinF                     = 0
res@trYMaxF                     = 100.
res@tiYAxisString               = "Probability (%)"
res@tiYAxisFont                 = "times-roman"
res@tiXAxisFont                 = "times-roman"

res@tiYAxisFontHeightF          = 0.017
res@tiXAxisString               = "Time Period"
res@tiXAxisFontHeightF          = 0.015
res@gsnXYBarChartColors         = 14
res@xyLineColors                = 0
plot1                          = gsn_csm_xy(wks,fspan(1.-0.2,4-0.2,4),ProbLa,res)

```

```

res@tmXBOn          = False
res@tmXTOn          = False
res@tmYLOn          = False
res@tmYMajorGrid     = False
res@tmYROn          = False
res@tiXAxisString    = ""
res@tiYAxisString    = ""
res@gsnLeftString    = ""
res@gsnRightString   = ""
plot0               = gsn_csm_xy(wks,fspan(1.-0.2,4-0.2,4),ProbLa,res)
res@gsnXYBarChartColors = 12
plot11 = gsn_csm_xy(wks,fspan(1.-0.2,4-0.2,4),ProbLa-data(:,6),res)
res@gsnXYBarChartColors = 10
plot12 = gsn_csm_xy(wks,fspan(1.-0.2,4-0.2,4),ProbLa-(data(:,6)+data(:,5)),res)

res@gsnXYBarChartColors = 74
plot2               = gsn_csm_xy(wks,fspan(1.,4.,4),ProbNe,res)

res@gsnXYBarChartColors = 52
plot3               = gsn_csm_xy(wks,fspan(1.+2,4+.2,4),ProbEl,res)
res@gsnXYBarChartColors = 51
plot31              = gsn_csm_xy(wks,fspan(1.+2,4+.2,4),ProbEl-data(:,0),res)
res@gsnXYBarChartColors = 49
plot32              = gsn_csm_xy(wks,fspan(1.+2,4+.2,4),ProbEl-(data(:,0)+data(:,1)),res)

res@gsnXYBarChartColors = 6
res@xyLineColors = 6
txres                = True
txres@txFontColor    = 78
txres@txFontHeightF  = 0.014
txres@txJust         = "CenterLeft"

gsn_text_ndc(wks,"* ENSO Intensity based on 3M Mean Nino3.4 SST Anomaly (Category
Boundries: +/-1.5, 1.0, 0.5+"~S~o~N~"+"C"+"~"),0.07,0.19,txres)

txres@txFontColor    = 1
txres@txFontHeightF  = 0.011
gsn_text_ndc(wks,"Strong E",0.85,0.495,txres)
gsn_text_ndc(wks,"Moderate E",0.85,0.465,txres)
gsn_text_ndc(wks,"Weak E",0.85,0.435,txres)
gsn_text_ndc(wks,"Neutral",0.85,0.405,txres)
gsn_text_ndc(wks,"Weak L",0.85,0.375,txres)
gsn_text_ndc(wks,"Moderate L",0.85,0.345,txres)
gsn_text_ndc(wks,"Strong L",0.85,0.315,txres)

txres@txFontHeightF  = 0.023
txres@txFont         = "times-roman"
Title = "Probabilistic ENSO Forecast for " + forecast_year+ " " +forecast_season

```

```

gsn_text_ndc(wks,Title,0.15,0.72,txres)

txres@txJust          = "CenterCenter"
txres@txFontHeightF   = 0.013
gsn_text_ndc(wks,sprinti("%0.4i",syear),0.255,0.25,txres)
gsn_text_ndc(wks,sprinti("%0.4i",eyear),0.705,0.25,txres)

lbres                 = True
lbres@vpWidthF        = 0.08
lbres@vpHeightF       = 0.07          ; labelbar height
lbres@lbBoxMajorExtentF = 0.36        ; puts space between color boxes
lbres@lbMonoFillPattern = True        ; Solid fill pattern
lbres@lbLabelFontHeightF = 0.01       ; font height. default is small
lbres@lbLabelJust      = "CenterCenter" ; left justify labels
lbres@lbPerimOn        = False
lbres@lgPerimColor     = "white"
lbres@lbBoxLineColor  = 0

lbres@lbFillColors     = (/ "52" /)
gsn_labelbar_ndc(wks,1,"",0.79,0.53,lbres) ; draw left labelbar column
lbres@lbFillColors     = (/ "51" /)
gsn_labelbar_ndc(wks,1,"",0.79,0.50,lbres) ; draw left labelbar column
lbres@lbFillColors     = (/ "49" /)
gsn_labelbar_ndc(wks,1,"",0.79,0.47,lbres) ; draw left labelbar column
lbres@lbFillColors     = (/ "74" /)
gsn_labelbar_ndc(wks,1,"",0.79,0.44,lbres) ; draw left labelbar column
lbres@lbFillColors     = (/ "10" /)
gsn_labelbar_ndc(wks,1,"",0.79,0.41,lbres) ; draw left labelbar column
lbres@lbFillColors     = (/ "12" /)
gsn_labelbar_ndc(wks,1,"",0.79,0.38,lbres) ; draw left labelbar column
lbres@lbFillColors     = (/ "14" /)
gsn_labelbar_ndc(wks,1,"",0.79,0.35,lbres) ; draw left labelbar column

;=====
; Others
;=====
; OUTSIDE BOX PLOTTING
resOutBox@gsLineColor = "Grey60"
gsn_polyline_ndc(wks,boxxpts,boxypts,resOutBox)
gsn_polyline_ndc(wks,linxpts,lineypts,resOutLine)

; BOTTOM TEXT SETTING
resBottomText@txFont   = "times-roman"
resBottomText@txFontHeightF = 0.014
resBottomDate@txFont   = "times-roman"
resBottomDate@txFontHeightF = 0.013
resBottomSimbol@txFont = "text-symbols"
resBottomSimbol@txFontHeightF = 0.014

```

```

; BOTTOM TEXT PLOTTING
gsn_text_ndc(wks,bottomsimbol,simbolxpt,simbolypt,resBottomSimbol)
gsn_text_ndc(wks,bottomtext,txtxpt,txtypt,resBottomText)
gsn_text_ndc(wks,creatdate,dtextpt,dteypt,resBottomDate)

draw(wks)
frame(wks)
delete(wks)

;=====
; OUTOUT
;=====
if ( wtyp.eq."ps" .or. wtyp.eq."PS" ) then
  system("ps2epsi "+plot_fname+".ps "+plot_fname+".epsi")
  system("convert -density 150x150 -trim "+plot_fname+".epsi "+plot_fname+".png")
end if
system("rm -rf "+plot_fname+".epsi")
system("rm -rf "+plot_fname+".ps")

end

```

Appendix 3 AFS_Graph_ENSO_intensity_season.ncl

```

=====
; FILE NAME : AFS_Graph_ENSO_intensity_season.ncl
; PURPOSE   : To draw the figure for probabilistic enso forecast
;
;
;
=====

load "/data11/OPER/AFS/CODE/COMMON/NCL/AFS.Definitions"
load "/data11/OPER/AFS/CODE/COMMON/NCL/IDAT_BUILD.ncl"
load "/data11/OPER/AFS/CODE/COMMON/NCL/AFS_GetData.ncl"
load "/data11/OPER/AFS/CODE/FIG/ENSO_prediction/NCL_CODE_6mon/Func_Prob_ENSO_intensity_season.ncl"
load "/data11/OPER/AFS/CODE/FIG/ENSO_prediction/AFS_parameters_ENSO_6mon_prob.ncl"
load "$AFS/CODE/FIG/SRC/mme_defaults.ncl"

begin

=====
; READ DATA
=====

in_data_dir      = "/data11/OPER/AFS/CODE/FIG/ENSO_prediction/OUTPUT/"
if ( lead_time.eq.6 ) then
    in_data_dir_season = in_data_dir+"/"+forecast_year+forecast_season+"/DATA/"
end if

file_name        = "enso_prob_season.nc"
in_file          = addfile(in_data_dir_season + file_name,"r")
tmp = new((/3/),"float",AFS_FillValue)
do is = 0, 3

data             = (in_file->enso_prob)*100
tmp_prob         = data(is,:)
tmp(0)           = dim_sum(data(is,0:2))
tmp(1)           = data(is,3)
tmp(2)           = dim_sum(data(is,4:6))

prob_str         = tostring_with_format(tmp_prob,"%3.1f")
prob_txt         = tostring_with_format(tmp_prob,"%2.1f")
prob_flt         = stringtofloat(prob_str)
prob             = prob_flt
mmax = maxind(tmp)
if (mmax.eq.0) then
    max_id        = maxind(tmp_prob(0:2))
end if
if (mmax.eq.1) then
    max_id        = 3

```

```

end if
if (mmax.eq.2) then
    max_id = maxind(tmp_prob(4:6)) + 4
end if

;=====
; PLOT
;=====

system("mkdir -p "+out_figure_dir_season)
plot_fname = out_figure_dir_season+"/Prob_ENSO_Intensity_"+sea_name(is)
name = (/ "Strong E","Moderate E", \
        "Weak E", "Neutral",\
        "Weak L","Moderate L",\
        "Strong L"/)
color = (/ "52","51","49","75","9","11","13"/)
wtyp = "ps"
wks = gsn_open_wks(wtyp,plot_fname)
gsn_define_colormap(wks,"cb_9step")

pcRes = True
pcRes@gsnScale = True
pcRes@gsnDraw = False ; for paneling
pcRes@gsnFrame = False
pcRes@gsnMaximize = True
pcRes@pcLabel = True

pcRes@tiMainOffsetYF = 0.99
pcRes@pcPieSizeF = 75
pcRes@pcLabel = True
plot = apcc_half_pie2(wks, prob, name, color, pcRes)

; circle (white)
pcRes@pcPieSizeF = 40
pcRes@pcLabel = False
plot2 = apcc_half_pie2(wks, (/100,0,0/), name, (/ "white","white","white"/), pcRes)

; circle (grey)
pcRes@pcPieSizeF = 20
pcRes@pcLabel = False
plot3 = apcc_half_pie2(wks, (/100/), name, (/ "75"/), pcRes)

; circle under arrow
gsRes = True
gsRes@gsMarkerIndex = 16
gsRes@gsMarkerSizeF = 0.0125
gsRes@gsMarkerColor = "79"
dum = gsn_add_polymarker (wks, plot3, 0.0, 0.0, gsRes)

```

```

; grey bar
pgy          = (/ -10, -10, -25, -25, -10 /)
pgx          = (/ -63, 63, 63, -63, -63 /)
pgRes        = True
pgRes@gsFillColor = "79"
dum2 = gsn_add_polygon (wks, plot3, pgx, pgy, pgRes)

; grey bar - left
gsRes@gsMarkerColor = "79"
gsRes@gsMarkerSizeF = 0.055
dum3 = gsn_add_polymarker (wks, plot3, -63.0, -17.5, gsRes)

; grey bar - right
gsRes@gsMarkerColor = "79"
dum4 = gsn_add_polymarker (wks, plot3, 63.0, -17.5, gsRes)

; grey bar - left circle
gsRes@gsMarkerColor = color(max_id)
gsRes@gsMarkerSizeF = 0.05
dum5 = gsn_add_polymarker (wks, plot3, -63.0, -17.5, gsRes)

; ENSO state
txres = True
txres@txFontColor = 1
txres@txFont = "times-roman"
txres@txFontHeightF = 0.024
Title = "Probabilistic ENSO Forecast for " + sea_name(is) + " " + year_name(is)
gsn_text_ndc(wks, Title, 0.5, 0.66, txres)

txres@txFont = "helvetica"
txres@txFontHeightF = 0.015
txres@txFontColor = 78
gsn_text_ndc(wks, "* ENSO Intensity based on 3M Mean Nino3.4 SST Anomaly (Category
Boundries: +/-1.5, 1.0, 0.5+"~S~o~N~"+"C~"+"~)", 0.5, 0.12, txres)

txres = True
txres@txJust = "CenterCenter"
txres@txFontHeightF = 0.02
txres@txFontColor = "white"

if(max_id.eq.0)then
  prob_name = "Strong El Nino" + " (" + prob_txt(0) + "%)"
end if
if(max_id.eq.1)then
  prob_name = "Moderate El Nino" + " (" + prob_txt(1) + "%)"
end if
if(max_id.eq.2)then
  prob_name = "Weak El Nino" + " (" + prob_txt(2) + "%)"
end if

```

```

if(max_id.eq.3)then
  prob_name = "ENSO Neutral" + " (" + prob_txt(3) + "%)"
end if
if(max_id.eq.4)then
  prob_name = "Weak La Nina" + " (" + prob_txt(4) + "%)"
end if
if(max_id.eq.5)then
  prob_name = "Moderate La Nina" + " (" + prob_txt(5) + "%)"
end if
if(max_id.eq.6)then
  prob_name = "strong La Nina" + " (" + prob_txt(6) + "%)"
end if
dum10 = gsn_add_text(wks,plot3,prob_name,0,-17.5,txres)

```

```

;=====
; LabelBar
;=====

```

Appendix 4 Reference Figure

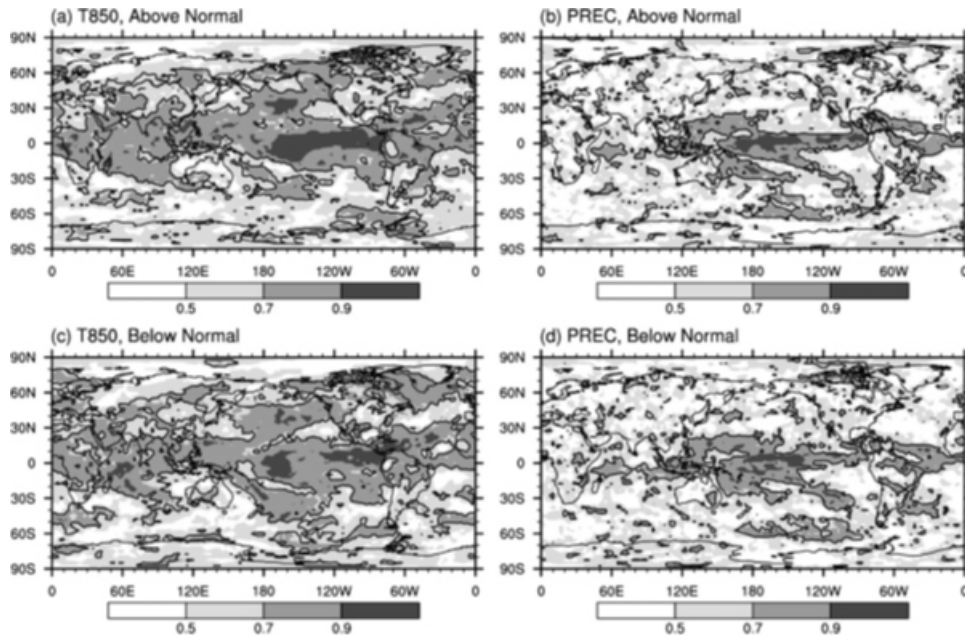


Figure A1. ROCs for (left) wintertime temperature and (right) summer precipitation for (top) the AN and (bottom) BN categories. The black contour encloses the grid points for which ROCs are significant at the 90% confidence level (taken from Min et al. 2009).

【연구자】

손수진 선임연구원

민영미 선임연구원

이현주 연구원

연구보고서 2018-04

기후예측자료 기반 새로운 콘텐츠 생산을 위한 예측시스템 개발

I S B N 979-11-5698-236-4

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.