

현업 장기예보 정확도 향상을 위한 기상청 지원체계 강화
Strengthening of APCC-KMA collaboration system
for improving operational long-range forecast

여새림, 임슬희, 이현주,
윤순조, 김가은, 박다인
기후사업본부 기후분석과
김원무 기후사업본부 예측기술과

2020.12.

APEC기후센터

평문 초록

APEC기후센터(APCC)는 국내를 포함한 아·태(아시아·태평양)지역의 이상기후를 감시하고 최적의 기후예측정보를 생산하여 우리나라와 아·태 지역의 지속 가능한 성장을 지원합니다. 특히 우리나라의 장기예보 정확도 향상 및 관련 기술 역량 강화에 기여하기 위해 APCC는 장기예보 생산 기관인 기상청과 협력 시스템을 운영하고 있습니다. 협력 시스템은 APCC가 보유하고 있는 기후예측 관련 기술력과 전문성을 바탕으로 현업 장기예보 생산 과정에 직접 참여하는 방식으로 운영됩니다. 장기예보는 기후예측 모델의 결과와 함께 우리나라 기온과 강수에 영향을 미치는 다양한 기후요소의 현황과 추이를 종합적으로 고려하여 생산됩니다. 따라서 신뢰도 높은 장기예보의 생산을 위해서 우리나라 기후 변동성에 대한 물리, 역학적 이해와 함께 기후예측 모델 결과에 대한 올바른 해석과 이를 바탕으로 한 예측 성능 향상 기법 개발이 필요합니다. 이 과제는 이러한 부분들을 아우를 수 있도록 구성되었습니다.

먼저 기후예측에 있어서 가장 중요한 기후 변동성 중 하나인 엘니뇨-남방진동(El Niño-Southern Oscillation; ENSO)이 우리나라 기후에 미치는 영향을 상세하게 분석하였습니다. 단순히 ENSO 발생 여부에 따른 우리나라 기후 특성 분석에서 더 나아가 ENSO의 다양한 특성, 즉, 진화 과정, 공간 구조, 강도 등을 고려하여 다각적이고 심층적인 분석을 수행하였습니다. 또한, 실제로 현업 장기예보에서 사용되고 있는 통계 분석을 기반으로 한 다양한 예측 인자들에 대하여 최근에 예측성의 변화가 어떠한지 살펴봄으로써 활용도를 높이고자 하였습니다. 한편, 장기예보 생산의 기준값이 되는 기후 평년값은 10년을 주기로 업데이트 되는데, 2021년에 평년값이 변화함에 따른 삼분위 판정 변화 및 예측성 변화에 대해 분석함으로써 새로운 현업 환경에 선제적으로 대응하고자 합니다. 또한, 기후예측 모델의 우리나라 폭염 예측 성능과 특성을 분석하였습니다. 그리고 신기술을 적용하여 기존에 개발된 APCC 다중모델앙상블 (Multi Model Ensemble; MME) 기반 역학-통계 모형을 개선하여 참여 모델 변화 등의 환경 변화에 유연하게 대처할 수 있도록 개선하였습니다. 한편, 기상청은 World Meteorological Organization (WMO)의 주요 Global Producing Centre 중 하나로 WMO 장기예보 선도센터를 운영하고 있습니다. 이에 APCC는 MME 전문 기술력을 바탕으로 기상청과 함께 WMO 장기예보 선도센터를 운영하여 WMO 회원국의 요구에 부합하는 고품질 기후예측 서비스를 제공하고 있습니다.

이 과제의 연구 결과들은 학문적인 연구에만 그치는 것이 아니라 실제 현업 장기예보 업무에 적용되는 것을 목표로 합니다. 따라서 과제 연구원들은 위의 연구 결과를 바탕으로 기상청의 현업 장기예보 관련 회의에 직접 참여하고 있습니다. 예를 들면, 매주 1개월 전망, 매월 3개월 전망 예보토의 및 월 기후 분석토의에 참여하여 장기예보 생산 및 사후 분석 과정에 직접 기여하고 있습니다. 이를 통해 현업 장기예보의 정확도 향상에 APCC가 직접적으로 기여할 수 있으며 APCC 내부적으로도 우리나라 기후예측과 관련한 역량 강화를 기대할 수 있습니다. 더 나아가 신뢰도 높은 장기예보 생산을 통해 일반 국민을 포함하여 다양한 전문가 수요자 그룹에서 가치 있는 정보로 활용될 수 있기를 기대합니다.

Executive Summary

APEC Climate Center (APCC) is a specialized institution of climate prediction based on Multi-Model Ensemble (MME) and one of their key responsibility is to improve fidelity of the operational long-range forecast in Korea, which is provided by Korea Meteorological Administration (KMA). KMA provides roughly two types of long-range forecast, one is monthly-rolling 3-month forecast and the other is weekly-rolling 1-month forecast. In order to produce the long-range forecast with high fidelity, an extensive understanding on the Korean climate variability as well as an appropriate interpretation on the predictions from climate prediction models is required. Therefore, this project aims to contribute the improvement of operational long-range forecast in Korea by covering the above mentioned two components.

The first subject of this project is the analysis on the climate factors in which affect Korean surface air temperature and precipitation variability based on the observational dataset. The El Niño-Southern Oscillation (ENSO) is the most prominent coupled ocean-atmosphere variability in the tropical Pacific and is recognized as a major source of climate variability in Korea. Due to the strong seasonal phase-locking feature of ENSO, the transition period of ENSO generally occurs during summer, and thus the teleconnection patterns should be susceptible to the different feature of ENSO evolution. Therefore, the summer climate variability over Korea that is associated with diverse features of ENSO evolution is investigated. Meanwhile, the winter season is the peak phase of ENSO, the ENSO-related tropical convection structures would be important for determining mid-latitude climate variability including Korea. Thus, the two distinct modes of convection variability over tropical Indo-Pacific and associated climate variability in Korea, especillay during January, are identified. The second research subject of the climate analysis based on the observational dataset is about the recent changes in the predictability of various climate predictors, which have been utilized in the operational long-range forecast. The predictability of climate predictors for the summer and winter temperature in Korea is examined. The long term changes of relation between the temperature and precipitation in Korea and its predictor and possible reason for relation change are also investigated.

Second, we conducted the analyses based on the operation climate models for producing optimal climate prediction information. The climatology, which is the reference value of operational long-range forecast, is updated every 10 years. Therefore, the climatology will be changed from the period of 1981-2010 to 1991-2020 in the next year (2021). Accordingly, it is required to identify the change of climate models' predictability in relation to the change of climatology period. It is also analyzed climate models' predictability of the Korean heat wave. Meanwhile, an expert seasonal prediction system for operational seasonal outlook (ESPreSSO)

based on APCC MME has been developed and utilized in the operational long-range forecast. In this year, the ESPreSSO has been improved by applying new technology for flexible manage of EsPreSSO in the changes of model set and period of hindcast.

The third subject is about operating WMO Lead Center for Long Range Forecast (WMO LC-LRFMME). The WMO LC-LRFMME collected forecast data from global producing center and standardized forecast and hindcast data and displaying the Multi Model Ensemble (MME) results including deterministic and probabilistic method through the website. Also the WMO LC-LRFMME provided the seasonal forecast information to Regional Climate Outlook Forums (RCOF), Global Seasonal Climate Updates (GSCU) and KMA to a consensus on the state of the global and regional climate outlook. Meanwhile, The WMO LC-LRFMME's seasonal forecast system improvements have been performed to provide customized seasonal prediction information and improve system management.

Finally, the research results of this project are directly applied to the operational long-range forecast by engaging KMA's operational works. We have been supported 1-month forecast every week based on the WMO sub-seasonal MME. In this regard, we are not only providing prediction results but also developing various prediction contents such as daily timeseries for supporting forecaster's decision making. For supporting 3-month forecast, we have been provided integrated results every month by combining the forecast from the climate model, especially from APCC MME, and the influence of climate factors such as ENSO. We have been also participated in the monthly climate analysis discussion and provided the characteristic feature of the climate variability in Korea. Likewise, this project contributes to strengthen specificity of long-range forecast over Korea. We hope that this research results are acting for the cornerstone of improving Korean operational long-range forecast.

국문 요약

APEC기후센터 (APCC)는 Multi-Model Ensemble (MME)를 기반으로 한 기후예측 전문 기관으로써, 주요 업무 중 하나는 국내 장기예보의 정확도 향상에 기여하는 것입니다. 기상청에서 제공하는 우리나라의 장기예보는 주별 기반의 1개월 예보와 월별 기반의 3개월 예보로 구성됩니다. 신뢰도 높은 장기예보 생산을 위해서는 기후예측 모델 결과에 대한 정확한 해석과 함께 우리나라 기후에 영향을 미치는 다양한 기후 요소에 대한 폭넓은 이해가 필요합니다. 이 과제는 국내 장기예보 정확도 향상에 기여하는 것을 목표로 위의 두 가지 요소를 아우를 수 있도록 구성되었습니다.

첫째로, 관측 자료를 기반으로 우리나라 월별 기온·강수 변동성에 영향을 미치는 기후 인자에 대해 분석하였습니다. 먼저, 열대 태평양의 가장 중요한 기후 변동성 중 하나인 엘니뇨-남방진동(El Niño-Southern Oscillation; ENSO)이 우리나라 기후 변동성에 어떠한 영향을 미치는지 살펴보았습니다. 여름철은 ENSO의 전이 기간으로 ENSO 진화 과정의 특징에 따른 우리나라 7~8월 기후 변동 특성을 분석하였습니다. 한편, 겨울철은 ENSO의 최성기로서, ENSO와 관련된 열대 대류 구조의 특성이 우리나라를 포함한 중위도 기후 변동성에 중요한 영향을 미칩니다. 따라서 이 연구에서는 열대 인도양-태평양 지역 대류 구조의 다양성에 따른 우리나라 겨울철, 특히 1월 기후의 특징에 대하여 살펴보았습니다. 관측 자료를 기반으로 한 기후 분석 중 두 번째 주제는 현업 장기예보에 사용되고 있는 다양한 기후 인자들의 최근 기간 예측성 변화 및 그 원인에 대한 분석입니다. 현재 현업에서 활용중인 예측인자들의 예측성을 살펴보았고 예측인자와 우리나라 기온 및 강수와의 상관성에 장기변화가 나타나는지, 상관성 변화가 나타나게 된 원인은 무엇인지 대해 분석하였습니다.

두 번째로, 현업 장기예보에 사용되는 기후예측 모델을 기반으로 최적의 예측 정보를 생산하기 위한 연구를 수행하였습니다. 장기예보 생산을 위한 기준값인 기후 평년값은 10년을 주기로 바뀝니다. 따라서 2021년에는 그 이전까지 1981-2010 기간이던 기후 평년값이 1991-2020 기간으로 바뀌면서 새로운 환경에서 장기예보를 생산해야 합니다. 이에 따라 새로운 기후 평년값이 도입되었을 때 그간의 기후예측 모델에서의 예측 성능이 어떻게 바뀌는지 분석함으로써 새로운 예보 환경에 선제적으로 대응하고자 합니다. 또한, 기후예측 모델의 최고, 최저 기온 및 일교차에 대한 예측 성능을 분석하고 폭염 예측 특성에 대하여 분석함으로써 이상기후 정보를 포함한 새로운 예보 콘텐츠 개발에 기반을 마련하고자 하였습니다. 한편, APCC에서는 APCC MME를 기반으로한 역학-통계 계절예측 모형인 EsPreSSO를 개발하여 장기예보에 활용하고 있습니다. 올해는 APCC MME의 참여 모델 및 Hindcast 기간 변화 등에 보다 유연하게 대처하고자 신기술을 적용하여 EsPreSSO를 개선하는 작업을 수행하였습니다.

세 번째로 계절예측 전문 기관인 APCC는 2011년부터 WMO 장기예보 선도센터 운영을 담당하고 있다. 각 Global Producing Center (GPC)에서 생산되는 장기예보 자료를 수집하여 표준화하며, 결정론적 MME 기법과 확률론적 MME 기법으로 예측된 계절예측 정보를 WMO 장기예보 선도센터 홈페이지를 통해 WMO 회원국 및 계절예측 사용자에게 안정적으로 서비스하고 있다. 보다 안정적이며 사용자 맞춤형의 고품질의 서비스를 제공하기 위해 WMO 장기예보 선도

센터 예측 시스템의 개선도 수행하였다. 또한 다양한 지역기후 포럼에 맞춤형 MME 예측정보를 제공하고 Global Seasonal Climate Update (GSCU) 발간을 지원하였으며, WMO의 계절 예측 전문가 그룹과의 지속적인 소통을 통해 국제적 협업 체계를 강화해 나가고 있다.

마지막으로 이 과제의 연구 결과들을 바탕으로 실제 현업 장기예보 생산에 기여하였습니다. 매주 WMO 계절내 MME를 기반으로 1개월 전망 정보를 제공하였으며, 더 나아가 예보관의 의사 결정을 돕기 위한 다양한 예보 콘텐츠들을 개발하였습니다. 3개월 전망을 위해서는 APCC MME를 기반으로 기후 예측 모델의 예측 결과와 ENSO 및 다양한 기후 예측 인자들을 기반으로 한 예측 정보를 객관적으로 통합하여 3개월 전망 정보를 제공하였습니다. 또한 매월 우리나라 기후 특성과 이에 영향을 미친 전 지구 기후 특성을 살펴보는 월 기후 분석토의를 통해 사후 분석 기능을 강화하고 기후 이슈에 선제적으로 대응하는데 기여하였습니다. 이와 같이 이 과제는 우리나라 현업 장기예보 정확도 향상에 기여하기 위해 깊이 있는 연구 결과뿐만 아니라 직접 현업 업무에 참여하였습니다. 향후에도 이 과제의 연구 결과들이 현업 장기예보 업무에 적극 활용되고 기후 예측 기술 발전의 초석이 되기를 바랍니다.

목 차

평문 초록	i
Executive Summary	ii
국문 요약	iv
목차	vi
표 차례	ix
그림 차례	xii
1. 서론	1
2. 관측 자료 기반 기후 분석	3
가. ENSO (El Niño-Southern Oscillation) 진화과정의 다양성에 따른 우리나라 여름철 기후 특성	3
(1) 연구 배경	3
(2) 자료와 방법	4
(3) ENSO 진화과정의 다양성	4
(4) ENSO 진화과정의 다양성에 따른 대규모 대기-해양 순환 특성 및 우리나라 여름철 기후에 영향	6
(5) 요약 및 결론	13
나. 우리나라 1월 기후에 영향을 미치는 두 가지 열대지역 대류구조 특징	15
(1) 연구 배경	15
(2) 자료와 방법	16
(3) 1월 열대 인도-태평양의 두 가지 대류 구조	16
(4) 두 가지 대류 구조에 따른 대규모 순환장 특징과 우리나라 1월 기후에 영향	18
(5) EOF 두 번째 모드에 미친 MJO의 영향	24
(6) 요약 및 결론	27
다. 기후예측인자들의 최근 기간 예측성 변화 및 원인 분석	28
(1) 연구배경	28
(2) 자료 및 방법	28
(3) 기온 예측인자의 예측성	29
(4) 우리나라 기온과 예측인자의 상관성 변화	36
(5) 장마강수와 예측인자의 상관성 변화	53

(6) 요약 및 결론	58
3. 기후예측 모델 자료 기반 분석	59
가. 기후 평년값 변화에 따른 기후예측 모델의 예측성능 변화 분석	59
(1) 연구배경	59
(2) 자료 및 방법	59
(3) 관측자료 기반 월별 기후 평년값 변화 분석	61
(4) 관측자료 기반 주별 기후 평년값 변화 분석	71
(5) GloSea5 모델의 계절예측 예측성 변화	77
(6) GloSea5 모델의 계절내예측 예측성 변화	81
(7) 요약 및 결론	84
나. 기후예측 모형의 최고·최저 기온, 일교차 예측성 평가 및 한반도 폭염 예측 특성 분석	85
(1) 연구배경	85
(2) 예측성 평가 방법 및 자료	86
(3) ECMWF 및 GloSea5 S2S 주별 앙상블 최고기온, 최저기온, 일교차 예측성 평가	88
(4) ECMWF S2S와 GloSea5 S2S 주별 앙상블 예측 자료의 폭염 사례 분석	95
(5) 연구 결론	115
다. 상세화 기법을 응용한 한반도 계절 예측 전문가 시스템 운영	117
(1) 연구 배경	117
(2) 자료와 방법	118
(3) ESPreSSOv3에 새롭게 추가되거나 고도화된 기능	118
(4) 현업 계절 예측 지원	120
(5) 요약 및 결론	121
라. WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 기반 1개월 전망 회의지원 콘텐츠 개발	122
(1) 연구 배경	122
(2) 1개월 전망 예측시스템 개선	122
(3) 1개월 전망 회의지원 추가 콘텐츠 개발	123
(4) 3개월 전망 회의지원 추가 콘텐츠 개발	130
(5) 1개월 전망 모델 예측자료 계산 방법론에 따른 민감도 테스트	131
4. WMO 장기예보 선도센터의 운영	137
가. WMO 장기예보 선도센터 계절 예측 시스템 운영	137
(1) WMO 장기예보 선도센터 계절 예측 시스템 운영의 배경	137
(2) WMO 장기예보 선도센터 계절 예측 시스템 운영 개요	138

(3) WMO 장기예보 선도센터 계절 예측 및 검증 시스템 개선	149
(4) WMO 장기예보 선도센터 계절 예측 자료 제공	155
(5) 기타 기상청 기후예측과와의 협력 사항	161
나. WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 시스템 시범 운영	162
(1) WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 시스템 개발의 개요	162
(2) WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 시스템의 참여모델 특성	162
(3) WMO 장기예보 선도센터 계절내 MME 예측 방법	163
(4) WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 자료수신 및 시스템 운영	167
(5) WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측결과 검증	168
다. WMO 장기예보 선도센터 예측 시스템 개선 용역 사업 지원	177
(1) 목적 및 기대효과	177
(2) 사업 수행 내용	177
5. 요약 및 결론	180
부록	191

표 차례

Table	page
1. The simultaneous correlation coefficients of Korean January SAT with EOF PC1 and PC2 time series for three sub-periods 1980-2019, 1980-2002, and 2003-2019.	18
2. The simultaneous correlation coefficients of Korean January SAT with EOF PC1 and PC2 time series for three sub-periods 1980-2019, 1980-2002, and 2003-2019.	19
3. List of predictors for the monthly averaged temperature over Korea in the summer and winter season.	30
4. Example of 3x3 contingency table for June temperature.	33
5. List of verification scores, correlation coefficient, and predictability for the predictors of monthly averaged temperature over Korea in summer and winter season.	35
6. List of predictors for the Changma precipitation.	53
7. GloSea5 model information.	60
8. Multi-category contingency table	61
9. Annual, seasonal, and monthly mean temperature and standard deviation for each climate normal period, its difference and monthly temporal trend for the period of 1981~2020. ...	63
10. Annual, seasonal, and monthly precipitation median, percentile for each climate normal period and its difference.	64
11. The monthly climatological mean temperature and standard deviation for 1981-2010, and the monthly temperature anomaly from 1973 to 2020.	65
12. The monthly precipitation median, 1/3 and 2/3 percentile for 1981-2010, and the observed monthly precipitation from 1973 to 2020.	66
13. The monthly climatological mean temperature and standard deviation for 1991-2020, and the monthly temperature anomaly from 1973 to 2020.	67
14. The monthly precipitation median, 1/3 and 2/3 percentile for 1991-2020, and the observed monthly precipitation from 1973 to 2020.	68
15. The weekly climatological mean temperature and standard deviation for 1991-2020, and the weekly temperature anomaly from 1973 to 2020.	73
16. The weekly precipitation median, 1/3 and 2/3 percentile for 1991-2020, and the observed weekly precipitation from 1973 to 2020.	74
17. The weekly climatological mean temperature and standard deviation for 1991-2020, and	

the weekly temperature anomaly from 1973 to 2020.	75
18. The weekly precipitation median, 1/3 and 2/3 percentile for 1991–2020, and the observed weekly precipitation from 1973 to 2020.	76
19. Hit Rate and Heidke skill score of GloSea5 Hindcast temperature for each climate normal period and its difference.	78
20. Hit Rate and Heidke skill score of GloSea5 Hindcast precipitation for each climate normal period and its difference.	79
21. Hit Rate and Heidke skill score of GloSea5 forecast temperature for each climate normal period and its difference.	80
22. Hit Rate and Heidke skill score of GloSea5 forecast precipitation for each climate normal period and its difference.	81
23. Characteristics of climate prediction models and reanalysis.	87
24. ECMWF TMAX predictability evaluation.	88
25. ECMWF TMIN predictability evaluation.	89
26. ECMWF DTR predictability evaluation.	90
27. GloSea5 TMAX predictability evaluation.	91
28. GloSea5 TMIN predictability evaluation.	92
29. ECMWF DTR predictability evaluation.	93
30. List of Korea Heat wave in PJ and CGT categories.	95
31. List of Korea Heat wave in short and long term categories.	104
32. Characteristics of seasonal forecast model from GPCs.	142
33. Reanalysis data used for verification of real-time forecast.	144
34. Reanalysis data used for verification of hindcast.	144
35. Yearly Relative Operating Characteristic (ROC) score aggregated over globe of probabilistic real-time forecast of 2m temperature and precipitation.	147
36. Yearly Relative Operating Characteristic (ROC) score aggregated over East Asia of probabilistic real-time forecast of 2m temperature and precipitation.	148
37. Improvements of long-range forecast system from GPC CPTEC.	150
38. Improvements of long-range forecast system from GPC Melbourne.	151
39. The list of participating RCOF in 2020.	158
40. Characteristics of GPC data for WMOLC-LRFMME subseasonal prediction.	163
41. Operational setup for subseasonal MME prediction system.	165

42. Participating GPCs in subseasonal MME prediction each forecast before November 2019.
165

43. Participating GPCs in subseasonal MME prediction each forecast since October 2020. ••166

44. Used data list for subseasonal MME prediction system.168

그림 차례

Figure

page

1. Monthly ONI evolution for the diverse features of ENSO evolution including (a) El Niño transition into La Niña, (b) prolonged El Niño or neutral condition, (c) persistent La Niña or neutral condition, (d) La Niña transition into El Niño, (e) El Niño developing from neutral condition and (f) prolonged neutral condition.5
2. Composite anomaly maps of (a and d) SST (shading) and 2m air temperature (contour), (b and e) precipitation (shading) and wind at 850 hPa (vector), (c and f) geopotential height at 850 hPa (shading) and 500 hPa (contour) for El Niño transition into La Niña phases during (a-c) July and (d-f) August. (g) Longitude-time section of composite anomalies of SST (shading) and OLR (contour) averaged over tropical region (10S-10N) and (h) Latitude-time section of composite anomalies of OLR (shading) and geopotential height at 850 hPa (contour) averaged over 100-130E from January to December.6
3. The composite of (a) monthly ONI (b) Korean SAT and (c) precipitation anomaly for July and August during the ENSO evolution phase of El Niño transition into La Niña. The overlaid open squares denote individual cases comprising the composites. (d) The composite of daily SAT variability over Korea.8
4. Same figure as in Figure 2 but for the ENSO evolution phase of persistent La Niña.9
5. Same figure as in Figure 3 but for the ENSO evolution phase of persistent La Niña10
6. Same figure as in Figure 2 but for the ENSO evolution phase of El Niño developing from neutral condition.11
7. Same figure as in Figure 3 but for the ENSO evolution phase of El Niño developing from neutral condition.11
8. Same figure as in Figure 2 but for the ENSO evolution phase of persistent El Niño.12
9. Same figure as in Figure 3 but for the ENSO evolution phase of persistent El Niño13
10. Schematic diagram showing the distinctive atmospheric circulations in affecting Korean summer climate for four different ENSO evolution features.14
11. OLR and 500 hPa geopotential height anomalies during January of two different El Niño episodes, the (a) 2016 event and the (b) 2019 event.15
12. The spatial pattern and the corresponding principal component time series of the (a and b) first and (c and d) second EOF modes of the OLR anomaly during January from 1980 to

2019.	17
13. OLR anomaly regressed onto the Korean January SAT during (a) 1980-2002 period and (b) 2003-2019 period. The statistically significant anomalies at 95% confidence level are indicated by diagonal lines.	18
14. A scatter plot of normalized PC1 versus PC2. The classified categories are designated by colored dots.	19
15. Composite maps of (a) OLR (shading) and 850 hPa wind (vector) (b) SST, (c) 500 hPa geopotential height, and (d) T2m (shading) and SLP (contour) anomalies during January of positive PC1 category.	21
16. Same figure as in Figure 15 but for the negative PC1 category.	22
17. Same figure as in Figure 15 but for the positive PC2 category.	23
18. The spatial pattern and the corresponding principal component time series of the first and the second EOF modes of the OLR anomaly during (a-d) December and (f-i) winter mean (December-January-February) from 1979 to 2018.	24
19. The occurrence frequency (black bar) and the amplitude (blue line) of MJO for 8 different MJO phases for (a) positive PC1, (b) negative PC1, and (c) positive PC2 categories.	25
20. The occurrence frequency (black bar) and the amplitude (blue line) of MJO for 8 different MJO phases for the CP El Niño events occurred (a) before 2005 and (b) after 2005.	26
21. Scatter plots between monthly averaged temperature over Korea in summer season (x axis) and predictors (y axis).	31
22. Scatter plots between monthly averaged temperature over Korea in winter season (x axis) and predictors (y axis).	32
23. The moving correlations between the monthly averaged temperature over Korea in summer season and the predictors with 15-year (brown), 21-year (yellow), 31-year (pink), and 41(39)-year (red) windows.	36
24. The moving correlations between the monthly averaged temperature over Korea in winter season and the predictors with 15-year (brown), 21-year (yellow), 31-year (pink), and 41(39)-year (red) windows.	37
25. Correlation maps between the SST in January and monthly averaged temperature over Korea in June during the (a) 1979-1999 and (b) 1999-2019.	39

26. Time series of the predictor SST (bar) and monthly averaged temperature over Korea in June (line).	40
27. Regression maps of the June (a,c) SST and (b,d) 500-hPa geopotential height with respect to the predictor SST for the June Korean temperature during the (a,b) 1979-1999 and (c,d) 1999-2019.	40
28. Correlation maps between the 850-hPa geopotential height in April and monthly averaged temperature over Korea in July during the (a) 1979-1999 and (b) 1999-2019.	41
29. Time series of the predictor HGT850 (bar) and monthly averaged temperature over Korea in July (line).	42
30. Regression maps of the April (a,c) 850-hPa geopotential height and (b,d) SST with respect to the predictor HGT850 for the July Korean temperature during the (a,b) 1979-1999 and (c,d) 1999-2019.	42
31. Correlation maps between the autumn SST tendency (October-September) and monthly averaged temperature over Korea in December during the (a) 1979-1999 and (b) 1999-2019. Dots indicates statistically significant area at the 95% confidence level.	43
32. Regression maps of the December SST with respect to the predictor Δ SST for the December Korean temperature during the (a,b) 1979-1999 and (c,d) 1999-2019.	44
33. Composite of the SST averaged over the 160-140W for (a) El Nino and (b) La Nina years September to December.	44
34. Composite of the (shading) OLR and (contour) 500-hPa geopotential height for the (a,c) El Nino and (b,d) La Nina years.	45
35. Time series of the predictor SIC (bar) and monthly averaged temperature over Korea in January (line).	47
36. Correlation maps between the sea ice concentration in the previous year October and monthly averaged temperature over Korea in January during the (a) 1980-2000 and (b) 2000-2020.	47
37. Regression maps of the January 500-hPa geopotential height with respect to the predictor SIC for the January Korean temperature during the (a) 1980-2000 and (b) 2000-2020.	48
38. Correlation coefficients between the AO index in November to February and sea ice extent index in October averaged over the (a) Northern hemisphere, (b) Kara sea, and (c) Barents sea.	48
39. Time series of the (brown) monthly averaged temperature over Korea in January, (yellow)	

NAO index in January, (red) AMO index in winter season (December–February), and (black) 21-year moving correlation coefficient between the temperature and NAO index.	49
40. Correlation maps between the sea surface temperature in the previous year October and monthly averaged temperature over Korea in February during the (a) 1980–2000 and (b) 2000–2020.	50
41. Time series of the (a) monthly averaged temperature over Korea in February and (b) predictor SST. The brown and red line represent the 21-year moving mean and linear trend of the temperature and SST respectively. T	51
42. Correlation maps between the sea ice concentration in February and SST predictor for the February Korean temperature during the (a) 1980–2000 and (b) 2000–2020.	52
43. Regression map of the February 500-hPa geopotential height with respect to the predictor SST for the February Korean temperature during the (a) 1980–2000 and (b) 2000–2020.	52
44. Time series of the observed and predicted precipitation anomalies for each model (color line) and average of the four model (black line).	54
45. Time series of the precipitation anomalies (bar), predictor NPC_SST (black line), and moving correlation between the precipitation and predictor (color line).	55
46. Composite maps of the 850-hPa geopotential height anomalies for the positive NPC_SST years (a) before and (b) after 2010 year. Dots indicates statistically significant area at the 90% confidence level.	55
47. Same as in Figure 45 but for the predictor NIO_SST.	56
48. Composite maps of the 850-hPa geopotential height anomalies for the positive NIO_SST years (a) before and (b) after 2010 year.	57
49. Regression maps of the OLR with respect to the precipitation of the Changma period during (a) 1994–2005 and (b) 2005–2019.	57
50. GloSea5 model grid points for South Korea. (a) for seasonal forecast (3-months forecast), (b) for sub-seasonal forecast (1-month forecast).	60
51. Mean annual temperature of Global, East Asia, and South Korea for the period of 1950–2019	62
52. Gaussian fitted histogram of annual mean temperature.	63
53. The number of above, near, and below normal compared to the previous climate normals (light colors) and the new climate normals (dark colors).	69
54. Difference of sea surface temperature, 500 hPa geopotential height, 2m temperature,	

outgoing long-wave radiation, vertical interpolated moisture flux with convergence, precipitation with 850 hPa wind between the two climate normal period.	70
55. Regression map of 500hPa geopotential height difference onto sea surface temperature.	71
56. Difference of weekly temperature climate normal and standard deviation with changes in determination.	71
57. Weekly precipitation median and the range from 1/3 to 2/3 percentile for each climate normal period with changes in determination.	72
58. (left) Hit rate of GloSea5 subseasonal hindcast temperature (right) Heidke skill score of GloSea5 subseasonal hindcast temperature.	82
59. (Left) hit rate of GloSea5 subseasonal hindcast precipitation (right) Heidke skill score of GloSea5 sub-seasonal hindcast precipitation.	82
60. (left) Hit rate of GloSea5 sub-seasonal forecast temperature (right) Heidke skill score of GloSea5 sub-seasonal forecast temperature.	83
61. (left) Hit rate of GloSea5 sub-seasonal forecast precipitation (right) Heidke skill score of GloSea5 sub-seasonal forecast precipitation.	83
62. (left) East Asia area (right) South Korea area.	87
63. PCC of ECMWF S2S and GloSea5 S2S at forecasting the TMAX, TMIN and Z500 of lead time from May to August.	94
64. RMSE and BIAS of ECMWF S2S and GloSea5 S2S at forecasting the TMAX, TMIN and DTR of lead time from May to August.	94
65. Composite maps of Z500 at lead 1~6 of PJ heat wave case during ECMWF Hindcast period.	96
66. Composite maps of TMAX at lead 1~6 of PJ heat wave case during ECMWF Hindcast period.	96
67. Composite maps of Z500 at lead 1~6 of PJ heat wave case during GloSea5 Hindcast period.	97
68. Composite maps of TMAX at lead 1~6 of PJ heat wave case during GloSea5 Hindcast period.	97
69. Composite maps of Z500 at lead 1~6 of CGT heat wave case during ECMWF Hindcast period.	98
70. Composite maps of TMAX at lead 1~6 of CGT heat wave case during ECMWF Hindcast period.	99

71. Composite maps of Z500 at lead 1~6 of CGT case during GloSea5 Hindcast period.	100
72. Composite maps of TMAX at lead 1~6 of CGT heat wave case during GloSea5 Hindcast period.	100
73. PCC boxplot of Z500 and TMAX at lead 1~6 in PJ heat wave.	101
74. PCC boxplot of Z500 and TMAX at lead 1~6 in CGT heat wave.	102
75. Mean TMAX anomalies with standard errors from ECMWF and GloSea5 Hindcast at lead 1~6 for PJ and CGT heat wave.	102
76. Histogram for the (left) ECMWF heat wave duration (right) GloSea5 heat wave duration.	103
77. Composite maps of Z500 at lead 1~6 of short term heat wave case during ECMWF Hindcast period.	104
78. Composite maps of TMAX at lead 1~6 of short term heat wave case during ECMWF Hindcast period.	105
79. Composite maps of Z500 at lead 1~6 of short term heat wave case during GloSea5 Hindcast period.	106
80. Composite maps of TMAX at lead 1~6 of short term heat wave case during GloSea5 Hindcast period.	106
81. PCC boxplot of short term heat wave for the (a) ECMWF Z500 (b) ECMWF TMAX (c) GLoSea5 Z500 (d) GloSea5 TMAX at lead 1~4.	107
82. Composite maps of Z500 at lead 1~4 of Long term heat wave case during ECMWF Hindcast period.	108
83. PCC boxplot of long term heat wave for the ECMWF Z500 at lead 1~4.	109
84. Composite maps of TMAX at lead 1~4 of Long term heat wave case during ECMWF Hindcast period.	110
85. PCC boxplot of long term heat wave for the ECMWF TMAX at lead 1~4.	111
86. Composite maps of Z500 at lead 1~4 of Long term heat wave case during GloSea5 Hindcast period.	112
87. PCC boxplot of long term heat wave for the GloSea5 Z500 at lead 1~4.	113
88. Composite maps of TMAX at lead 1~4 of Long term heat wave case during GloSea5 Hindcast period.	114
89. PCC boxplot of long term heat wave for the GloSea5 TMAX at lead 1~4.	115
90. Main structure of the ESPreSSOv3.	118

91. An example of the operational environment support: git-based version log.	120
92. An example of the ESPreSSOv3 integrated climate outlook report.	121
93. Operation schedule for APCC 1 month forecast.	123
94. Additional 1-month forecast content in the (a) winter and (b) summer season.	124
95. Content description for model prediction trend analysis.	126
96. Sample of model prediction trend analysis.	126
97. Sample of 1-month forecast verification table each model.	127
98. Content description for 1-month forecast verification table each model.	128
99. Final result table of APCC 1-month forecast.	129
100. Additional content of subseasonal model output for APCC 3-month forecast.	130
101. Difference between 4-grid points and 5-grid points average prediction Heidke skill score from 2018 to 2019 for each model and lead time.	132
102. Anomaly correlation coefficient of weekly mean prediction of Z500 for the period Jan 2019 to Jun 2020 over the East Asia.	133
103. Difference of anomaly correlation coefficient of Z500 between all hindcast period and common hindcast period method for each model and lead time.	133
104. Difference of anomaly correlation coefficient of Z500 between ERA5 average periods for each model and lead time.	134
105. Heidke skill score of weekly mean prediction of T2M for the period Jan 2019 to Jun 2020.	135
106. Difference of Heidke skill score of T2M between all hindcast period and common hindcast period method for each model and lead time.	135
107. Heidke skill score of weekly mean prediction of PREC for the period Jan 2019 to Jun 2020.	136
108. Difference of Heidke skill score of PREC between all hindcast period and common hindcast period method for each model and lead time.	136
109. Functions of WMO LC-LRFMME.	138
110. A parametric Gaussian fitting method for estimate of tercile-based categorical probabilities.	141
111. Forecast procedures at WMO LC-LRFMME.	143
112. Relative Operating Characteristic (ROC) score aggregated over globe of probabilistic real-time forecast of 2m temperature for three terciles, i.e., a) the above normal, b) near	

normal and below normal for the period JFM2017-OND2020.	145
113. Relative Operating Characteristic (ROC) score aggregated over globe of probabilistic real-time forecast of precipitation for three terciles, i.e., a) the above normal, b) near normal and below normal for the period JFM2017-OND2020.	146
114. Improvements of operational system at WMO LC-LRFMME in 2020.	149
115. Example of NCL script for applying the latitudinal weighting.	154
116. Improvement of verification system (ROC Score).	155
117. Improvement of verification system (Reliability diagram).	155
118. Example of seasonal outlook table.	156
119. Example of precipitation probability forecast based on WMO LC-LRFMME.	157
120. Example of temperature probability forecast based on WMO LC-LRFMME.	157
121. Example of GSCU interim.	160
122. Addition of a bulletin board for GSCU on WMO LC-LRFMME website.	160
123. The number of monthly visitors of WMO LC-LRFMME website in 2020.	161
124. The variables and covering periods of graphical products for subseasonal prediction.	167
125. Anomaly correlation coefficient (ACC) of weekly mean real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period Jan 2016 to Aug 2020 over the globe.	170
126. Anomaly correlation coefficient (ACC) of monthly averaged 1 week real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period Jan 2016 to Aug 2020 over the globe. A	171
127. Anomaly correlation coefficient (ACC) of monthly averaged 3 weeks real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period Jan 2016 to Sep 2020 over the globe. A	172
128. Root mean square error (RMSE) of weekly mean real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period Jan 2016 to Aug 2020 over the globe.	173
129. Root mean square error (RMSE) of monthly averaged 1 week real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period Jan 2016 to Aug 2020 over the globe.	175
130. Root mean square error (RMSE) of monthly averaged 3 weeks real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period Jan 2016 to Sep 2020	

over the globe.176

131. The improvement for manager in WMO LC-LRFMME in 2020.178

132. The improvement for website users in WMO LC-LRFMME in 2020.179

1. 서론

매일의 날씨에 대한 예측 정보를 제공하는 단기예보와 달리 장기예보는 수주 또는 수개월 이후의 기후 정보를 제공한다. 우리나라의 장기예보는 주별 기반의 1개월 전망과 월별 기반의 3개월 전망, 그리고 계절 기반의 기후 전망으로 구성되는데, 1개월 전망은 11일 이후부터 4주까지의 기온과 강수량을 주별로 나누어 매주 목요일에 발표하고, 3개월 전망은 다음 월부터 3개월 동안의 기온과 강수량을 월별로 나누어 매월 23일경 발표한다. 한편, 계절 기후 전망은 6개월의 기온, 강수량, 엘니뇨/라니냐 전망을 연 4회 발표하며 연 기후 전망은 다음 해에 대한 기온, 강수, 엘니뇨/라니냐 전망을 1년에 한 번 발표한다. 이러한 기후예측 정보는 농업 생산 증진, 수자원 관리, 교통안전 보장, 전력 생산과 분배 계획, 여가활동 지원, 국민 보건 증진 등 다양한 분야에서 활용되고 있으며 이에 비례하여 장기예보의 정확도를 높이기 위한 노력 또한 계속되고 있다 (김동식, 2010). 그러나 예보 기간이 길어지면서 나타나는 초기장의 오차에 의한 장기예보 자체의 불확실성 뿐만 아니라 지구 온난화 추세가 가속되면서 빈번하게 나타나는 이상 기후 현상으로 인해 장기예보 정확도 향상에는 여러 가지 한계점을 포함하고 있다. 그럼에도 불구하고 우리 사회의 편익 증진에 뒷받침이 될 수 있도록 장기예보 정확도 제고를 위한 다각적인 노력이 계속되고 있는데, 이에 기여 하는 것이 APEC기후센터(APEC Climate Center; APCC)의 주요 역할 중 하나이다.

APCC는 다중모델 앙상블(Multi-Model Ensemble; MME)을 기반으로 한 기후 예측 전문 기관으로 여러 국외 기관의 계절 예측 모형에 대한 MME 결과를 매월 기상청 내부 예보토의에 참석하여 공유하고 토의함으로써 현업 장기예보 생산에 참여하여왔다. 또한 MME 전문 기술력을 바탕으로 세계기상기구(World Meteorological Organization; WMO) 장기예보 선도센터의 전반적인 현업 운영을 APCC에서 2011년부터 수행함으로써 기상청의 현업 장기예보 업무에 크게 기여하여왔다. 또한 다양한 연구 과제를 통해 우리나라 기온 및 강수와 관련된 전 지구 기후 인자에 대한 분석과 과거 극한 기온 및 강수 사례에 대한 상세 분석을 수행하였고 이러한 연구 결과는 장기예보 가이드스 및 과거 극값 사례 분석집 등으로 출판되어 현업 장기예보 업무에 활발히 활용되고 있다. 이와 같이 APCC에서는 현업 장기예보 정확도 향상에 기여하기 위해 다양한 업무들을 수행하여 왔고, 올해에는 APCC의 국내 장기예보 기여도를 더욱 강화하기 위한 연구를 수행하였다. 장기예보 생산을 위한 두 가지 축은 기후예측 모델 결과에 대한 정확한 해석과 우리나라 기후 변동성에 영향을 미치는 다양한 기후 인자들에 대한 이해이다. 이 과제는 이러한 두 가지 부분을 아우를 수 있도록 구성되었다.

먼저 2장에서는 관측 자료를 기반으로 우리나라 기온 강수에 영향을 미치는 다양한 기후 인자들에 대하여 상세하게 분석하였다. 특히 열대 지역의 가장 주요한 대규모 대기-해양 변동성인 엘니뇨-남방진동(El Niño-Southern Oscillation)과 우리나라 기후 변동성의 관계를 상세하게 분석하였는데, 단순히 ENSO 발생 유무에 따른 우리나라 기후 특성을 조사 한 것에서 더 나아가 ENSO의 다양한 특징, 즉, 진화 과정, 공간 구조, 대류 활동 등을 고려하여 그에 따른 우리나라 기후 변동 특성을 분석함으로써 ENSO와 관련한 보다 신뢰도 있는 예측 정보를 제공하였다. 여름철의 경우 ENSO의 전이 기간임을 고려하여 ENSO의 진화 과정을 네 가지로 분류하고 그에 따른 기온, 강수 경향을 분석하였다. 한편, 겨울철의 경우 ENSO의 최성기로서, 열대지

역의 대류 구조가 우리나라 기후에 직접적으로 영향을 미치기 때문에, 대류 구조의 다양성에 따른 우리나라 기후 특성을 조사하였다. 특히, 1월에 최근 ENSO와 관련한 독특한 대류 구조가 빈번하게 나타나는 것을 확인하였는데, 이와 관련한 우리나라 기후 특성을 상세하게 분석하였다. 관측 자료를 기반으로 하는 두 번째 기후 분석 연구로는 현재 현업에서 활용중인 예측인자들에 대해 분석하였다. 예측인자는 우리나라 기온 강수와의 상관성을 바탕으로 여러 선행 연구에서 개발되었는데, 이들 예측인자가 높은 상관성을 보인 만큼 예측성 또한 좋았는지를 살펴보고, 상관성에 장기변화가 나타났는지, 변화가 나타나게 된 원인은 무엇인지에 대해 분석하였으며 이를 통해 예측인자의 정보에 대한 신뢰도를 판단할 수 있도록 하였다.

3장에는 기후예측 모델을 기반으로 한 연구 결과들을 기술하였다. 먼저 장기에보 생산을 위한 기준 값인 기후 평년 값은 10년 마다 업데이트되는데, 2021년부터는 기존에 1981-2010 기간이던 기후 평년 기간이 1991-2020 기간으로 바뀌게 된다. 이에 따라 새로운 기후 평년 값을 적용하였을 때 기후 예측 모델, 특히 기상청의 현업 예측 모델인 GloSea5의 예측성이 어떻게 변화하는지 살펴봄으로써 새로운 예보 환경에 선제적으로 대응할 필요가 있다. 또한, 최고·최저 기온 정보, 즉, 이상 기후 정보를 포함한 새로운 예보 콘텐츠 개발의 필요성이 대두되면서 기후예측 모형의 최고·최저 기온 및 일교차 예측 성능을 분석하고 폭염에 대한 예측 특성을 살펴보았다. 한편 APCC는 상세화 기법을 응용하여 한반도 계절 예측 전문가 시스템을 개발하였는데, 이는 APCC MME를 기반으로 우리나라 지점별 기온 및 강수의 상관 관계를 기반으로 개발된 시스템이다. 올해는 APCC MME의 참여 모델 변화 및 hindcast 기간 변화 등에 유연하게 대처할 수 있도록 기계 학습 등의 신기술을 적용해 이 시스템을 개선하였다. 또한 APCC에서는 WMO 계절내 MME 예측 결과를 기반으로 매주 기상청의 1개월 전망 회의에 참여하고 있다. 이 때 단순히 계절내 MME 예측 정보만을 제공하는 것이 아니라 다양한 예측 콘텐츠를 개발하여 예보관의 의사 결정을 돕고 있다. 올 해 개발된 1개월 전망을 위한 예측 콘텐츠에 대해서도 3장에 서술하였다.

4장에는 WMO 장기에보 선도센터 운영에 대한 전반적인 사항과 한 해 동안 진행된 시스템 개선에 관한 사항을 서술하였다. 또한 WMO 지역기후전망 포럼 참가, GSCU 발간, 계절내 기후예측자료 제공 등 WMO 장기에보 선도센터의 국내·외 역할을 서술하였다.

마지막으로 앞서 서술한 것과 같이 기상청의 현업 장기에보 업무를 실질적으로 지원하기 위하여 다양한 현업 장기에보 회의에 직접적으로 참여하였는데, 구체적인 회의 지원 사항은 다음과 같다. 매월 APCC MME를 기반으로 한 3개월 전망 예보토의 지원, 매주 WMO 계절내 예측 정보를 기반으로 한 1개월 전망 예보토의 지원, 매월 사후 분석에 해당하는 우리나라 기후 특성과 전지구 기후시스템과의 연관성에 대해 분석하는 월 기후 분석 토의 지원을 수행하였다. 각각의 현업 업무 지원에 관한 사항은 부록으로 첨부하여 이 과제의 결과물이 현업 업무 지원에 어떻게 사용되었는지 예를 보이하고자 한다. 올해에는 특히 장기에보 생산을 위해 기후 예측 모델 결과와 관측 자료 기반 예측 인자 등 다양한 예측 정보들을 어떠한 방식으로 통합하는 것이 객관적이고 예측성을 높이는 데 기여하는지 기반 연구를 수행하였다. 이에 따라 삼분위 예측성 분석 및 의사 결정 트리와 같은 기반 연구 결과를 부록으로 첨부하였다. 또한, 연구 결과들의 효율적인 현업 업무 활용을 위하여 모식도 위주의 Fact Sheet를 작성하였는데 이 역시 부록으로 첨부하였다.

2. 관측 자료 기반 기후 분석

가. ENSO (El Niño-Southern Oscillation) 진화과정의 다양성에 따른 우리나라 여름철 기후 특성

(1) 연구 배경

El Niño-Southern Oscillation (ENSO)는 열대 태평양의 가장 주요한 대기-해양 결합 변동 모드로 대기 원격 상관을 통해 중위도 기후 변동성에 큰 영향을 미친다 (Alexander et al., 2002). 동아시아 지역의 기온, 강수 역시 ENSO 변동성에 따라 민감하게 변화하는데, 예를 들면, 엘니뇨 쇠퇴기 여름철의 경우 강수가 많은 경향이, 엘니뇨 최성기 겨울철의 경우 기온이 높은 경향이 우세하게 나타난다고 제시되었다 (Huang et al., 2012). ENSO와 동아시아 기후 변동성을 연결시켜주는 주요 시스템은 ENSO로 인해 유도된 서태평양 지역 대류활동 변화로부터 유도되는 북서태평양 지역의 고기압 또는 저기압성 순환 편차로서, 이는 Pacific-East Asia teleconnection pattern으로 잘 알려져 있다 (Wang et al., 2000).

동아시아 기후시스템의 일부로서 우리나라 기후 변동성 역시 Pacific-East Asia teleconnection pattern의 영향을 받는데, 이를 바탕으로 몇몇의 선행 연구에서 우리나라 특정 월별 기온 강수에 미치는 ENSO의 영향을 평가하였다. 예를 들면, 우리나라 9월 강수는 엘니뇨 (라니냐) 발달해에 감소 (증가) 하는 경향이 있으며 (Son et al., 2016), 초겨울 (11월 중순~12월 초순) 강수의 경우 엘니뇨 (라니냐) 시기에 증가 (감소) 하는 경향이 있다 (Son et al., 2014). 또한 여름철의 경우 6월보다는 7월과 8월에 ENSO의 영향이 우세하게 나타남이 제시되었다 (Yeo et al., 2017). ENSO와의 관련성은 지역 기후 예측에 있어 주요 예측 인자로서, 이와 같은 연구 결과들은 우리나라 현업 기후 예측에 활용되고 있다. 이 같은 중요성에 따라 ENSO와 우리나라 기후의 관련성에 대한 이해에 많은 진전이 있었지만, 여전히 많은 부분에 있어 우리나라 기후와 ENSO의 관련성이 명확히 밝혀지지 않았다. 특히, ENSO와 우리나라 월별 기온, 강수에 통계적으로 유의한 선형 관련성이 나타나는 사례는 9월 기온, 4월, 9월, 11월, 12월 강수로 이를 제외한 월에는 현업 기후예측에 적용할 만한 ENSO와의 관련성을 규명하기 힘들다. 이 같이 ENSO와의 관련성이 불명확한 이유는 많은 부분 ENSO 자체의 다양성, 즉, 공간 구조, 강도, 진화 과정의 다양성에서 기인한다 (Capotondi et al., 2015).

이 연구에서는 특히 ENSO 진화과정의 다양성에 초점을 맞추어 우리나라 여름철 7~8월 기후 변동 특성을 규명하고자 한다. ENSO의 진화과정은 보통 강한 계절성을 나타내는데, 대체로 봄-여름철에 발달을 시작하여 겨울철에 최성기로 발달한다 (Rasmusson and Carpenter, 1982). 최성기 이후 쇠퇴기에는 엘니뇨와 라니냐의 양상이 서로 다르게 나타나는데, 대부분의 엘니뇨의 경우 엘니뇨가 소멸되고 뒤이어 라니냐로 발달하는 반면, 대부분의 라니냐는 다음해 까지 지속되는 특징을 보인다 (Ohba and Ueda 2009). 대부분의 ENSO 사례들이 위와 같은 진화과정을 보이는 반면, 비 전형적인 진화과정을 보이는 사례도 있는데, 예를 들면 엘니뇨가 다음해 까지 지속되는 경우, 또는 라니냐에서 다음해 엘니뇨로 전이되는 경우 등, ENSO 진화과정에도 다양성이 존재한다 (Chen and Li, 2018). 이 연구에서는 이러한 다양성을 모두 고려하여 우리나라 기후와의 관련성을 살펴보고자 한다. 특히, 우리나라 여름철 기후 변동성에 집중하였는데,

여름철의 경우 ENSO의 전이 기간이므로 ENSO 진화과정의 다양성에 민감하게 반응할 것으로 추측되기 때문이다. 따라서 이 연구에서는 ENSO 진화과정을 분류하고, 그에 따른 우리나라 7~8월 기온, 강수 변동성의 특징을 대규모 순환장 특성을 바탕으로 살펴보고 현업 기후예측에 적용 방안을 제시하고자 한다.

(2) 자료와 방법

이 연구에서는 National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) Climate Prediction Center (CPC)에서 제공하는 Oceanic Niño Index (ONI)를 기준으로 ENSO를 정의하였다. ONI 지수가 +0.5 (-0.5) 이상 (이하)인 상태를 5개월 연속으로 나타낼 때 엘니뇨 (라니냐)로 정의한다. 해수면 온도 (Sea Surface Temperature; SST) 변수는 Extended Reconstruction SST version 5 (ERSST.v5) (Huang et al., 2017)을 사용하였으며 대기 변수의 경우 National Centers for Environmental Prediction/Department of Energy (NCEP/DOE) reanalysis 2 (Kanamitsu et al., 2002) 자료를 사용하였다. 또한 상향 장파복사 (Outgoing Longwave Radiation; OLR)와 강수 자료는 각각 NOAA와 CPC Merged Analysis of Precipitation 자료를 사용하였다. 우리나라 기온, 강수 자료는 기상청에서 제공하는 종관기상관측시스템(Automated Synoptic Observing System, ASOS)의 45개 지점을 평균한 1979년부터 2019년까지 자료를 사용하였다.

(3) ENSO 진화과정의 다양성

Figure 1은 서로 다른 ENSO 진화과정에 따른 월별 ONI를 나타낸다. 각 그림의 점선은 개별 사례를 나타내고 실선은 이 사례들의 합성 분석 결과를 나타낸다. 먼저 엘니뇨와 라니냐 사례는 겨울철 (12월-1월-2월) 평균 ONI를 기준으로 판정하였는데, 1979년부터 2019년 기간 동안 총 14회의 엘니뇨가 발생하였다. 이 중 8회의 엘니뇨의 경우 다음해 라니냐로 전이 되었으나 나머지 6회의 엘니뇨의 경우 다음해에 엘니뇨 상태로 더 지속되거나 중립 상태로 전이하였는데, 각각의 사례를 Figure 1a 와 1b에 나타내었다. Delayed Oscillator (Battisti and Hirst, 1989) 나 Recharge/Discharge Oscillator (Jin, 1997)와 같은 전통적인 ENSO 역학 모형에 따르면 thermocline feedback의 약화 또는 열대 태평양 heat content의 방출(discharge) 과정으로 엘니뇨에서 라니냐의 전이과정이 설명된다. 그러나 모든 엘니뇨 사례가 이러한 역학으로 설명되지는 않는데 Figure 1b에 나타낸 것과 같이 1987, 2015, 2019 엘니뇨는 다음해까지 엘니뇨가 지속되고, 1980, 1992, 2003 엘니뇨는 중립으로 전이하는 특징을 나타낸다. 이와 같은 진화 과정에 대한 역학적인 과정은 아직까지는 불명확하나 북서태평양 지역에서 Kelvin wave의 전파로 형성된 저기압성 순환 편차 (Chen and Li, 2018), 수온약층 깊이의 감소와 동서 방향 wind stress (Lee et al., 2014) 등이 가능한 메커니즘으로 제시되었다.

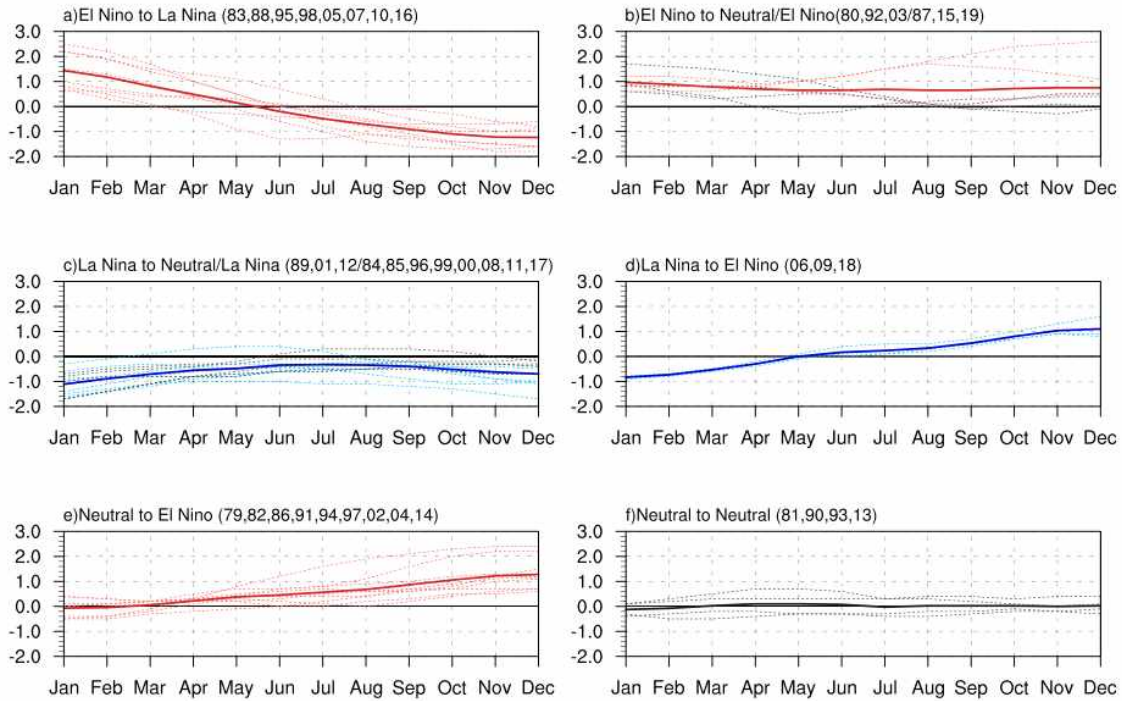


Figure 1. Monthly ONI evolution for the diverse features of ENSO evolution including (a) El Niño transition into La Niña, (b) prolonged El Niño or neutral condition, (c) persistent La Niña or neutral condition, (d) La Niña transition into El Niño, (e) El Niño developing from neutral condition and (f) prolonged neutral condition. The dotted lines denote the individual years that comprise the composites and the corresponding composite results are indicated by thick solid lines.

한편, 라니냐의 경우 엘니뇨와 다르게 최성기 다음해에도 라니냐 상태가 지속되는 특징을 나타내는데 대체로 봄-여름철에 라니냐 강도가 약해진 이후 겨울철이 되면 다시 라니냐가 발달하는 형태를 보인다. 이와 같은 multi-year 라니냐의 원인을 많은 선행연구들이 제시하였는데, 엘니뇨에 비해 라니냐는 다소 약하고, 서쪽으로 치우친 대기 반응을 나타내면서 thermocline feedback이 약하게 나타나 지속적인 라니냐 현상이 나타나는 것으로 설명하였다 (DiNezio and Deser, 2014; Ohba et al., 2010; Okumura and Deser, 2010). 이 같은 라니냐 지속 상태의 ONI 특징은 Figure 1c에 나타내었다.

다음으로 엘니뇨 발달 과정에서의 다양성을 살펴보았다. 엘니뇨의 발달은 대체로 열대 태평양에서 무작위로 발생하는 weather noise인 westerly wind event에 의해 촉발 된다 (Lengaigne et al., 2004). 실제로 12회의 엘니뇨 중 9회의 엘니뇨가 중립인 상태에서 발달을 하였고 이는 Figure 1e에 나타내었다. 나머지 3회의 경우 라니냐 상태에서 연속적으로 엘니뇨가 발달하였는데 이는 Figure 1d에 나타내었다. 한편, 중립인 상태에서 엘니뇨로 발달하지 못하고 중립 상태가 1년간 유지되는 경우도 있었는데 이 같은 사례는 Figure 1f에 나타내었다. 이와 같이 이 장에서는 ENSO 진화 과정의 다양성을 살펴보았는데 1979-2019 기간에 나타난 모든 ENSO 진화과정은 Figure 1에 속해있다. 그 중 역학적으로 잘 설명이 되는 전형적인 진화 과정은 Figure 1의 왼쪽 칼럼에, 그렇지 않은 비전형적인 진화과정은 오른쪽 칼럼에 나타내었다.

(4) ENSO 진화과정의 다양성에 따른 대규모 대기-해양 순환 특성 및 우리나라 여름철 기후에 영향

이 장에서는 앞서 살펴 본 ENSO 진화과정의 다양성에 따른 대규모 대기-해양 순환 특성과 이에 따라 나타나는 우리나라 7~8월 기후변동 특성을 살펴보고자 한다. 이 때, Figure 1의 여섯 가지 진화 과정 중 중립의 지속과 라니냐에서 엘니뇨로 진화의 경우 각각 사례수가 4회, 3회로 통계적 경향성 분석이 어렵기 때문에 이를 제외한 네 가지 진화과정에 대해서 살펴보았다. Figure 2는 엘니뇨에서 라니냐로 전이된 사례의 7월과 9월 SST, 2m 기온, 강수, 850 hPa 바람, 850 hPa와 500 hPa 지위고도 편차의 합성장을 나타낸다. 이와 함께, SST와 OLR 편차 합성장의 열대 지역 (10S-10N) 영역 평균한 경도-시간 그래프와 OLR과 850 hPa 지위고도장의 경도 (110-130E) 평균한 위도-시간 그래프를 나타내었다.

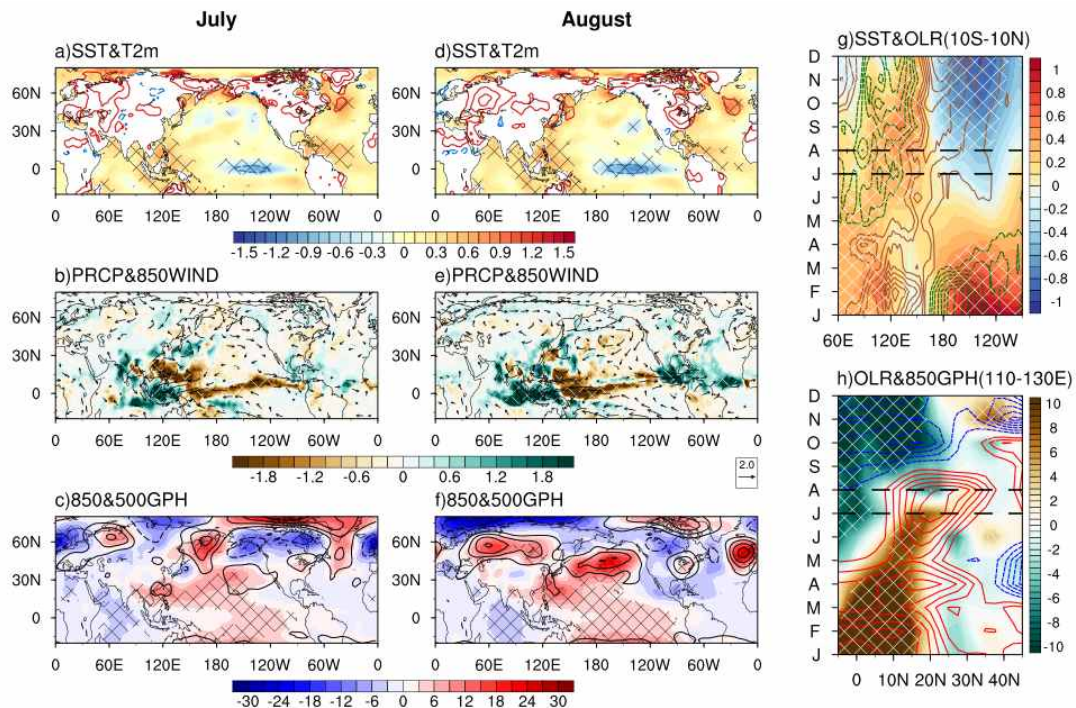


Figure 2. Composite anomaly maps of (a and d) SST (shading) and 2m air temperature (contour), (b and e) precipitation (shading) and wind at 850 hPa (vector), (c and f) geopotential height at 850 hPa (shading) and 500 hPa (contour) for El Niño transition into La Niña phases during (a-c) July and (d-f) August. (g) Longitude-time section of composite anomalies of SST (shading) and OLR (contour) averaged over tropical region (10S-10N) and (h) Latitude-time section of composite anomalies of OLR (shading) and geopotential height at 850 hPa (contour) averaged over 100-130E from January to December. The statistically significant anomalies at 95% confidence level are indicated by diagonal lines.

엘니뇨에서 라니냐로 전이되는 경우 Figure 2와 같이 7월에 약한 라니냐 신호가 열대 중태

평양을 중심으로 나타나기 시작하여 8월에 더욱 뚜렷해진다. 이 때 라니냐 신호는 열대 지역에 한정되어서 나타나고, 인도양, 서태평양, Maritime Continent 지역 전반적으로는 양의 해수면 온도 편차가 나타난다. 이에 따라 동인도양-Maritime Continent 지역으로는 대류활동 강화 신호가, 열대 서태평양-중태평양 지역으로는 대류활동 억제 신호가 나타난다. 이러한 동-서 방향의 대류활동 편차 신호는 8월까지 비슷한 양상을 보인다. 한편, 열대 서태평양부터 북서태평양 그리고 동아시아로 연결되는 남북 방향의 대류활동 구조를 살펴보면 7월과 8월의 구조가 다소 다르게 나타난다. 7월의 경우 남북 방향 3중 구조로, Maritime Continent와 동아시아 지역에서 대류 강화 신호가, 그 사이의 아열대 서태평양 지역에는 대류 억제 신호가 나타난다. 그러나 8월이 되면서 북서태평양 대류 억제신호는 다소 약화되고 Maritime Continent의 대류 강화 신호가 북서태평양 지역으로 북상한 특징을 보여준다. 7월과 8월의 이러한 차이는 Figure 2h에 나타난 시간-위도 그래프에서 더욱 자세하게 확인 할 수 있는데, 7월의 북서태평양 지역 대류 억제 신호는 이전 겨울철 엘니뇨에 의한 열대 서태평양 대류활동 억제 신호가 점차 북상하여 나타난 결과로 해석되며 8월부터는 이 신호가 라니냐 발달로 인한 서태평양 대류 강화 신호와 연계되어 대체되는 것으로 보인다. Figure 2c와 2f에 나타난 7월과 8월 대기 순환 구조를 살펴보면 7월에는 북서태평양 대류 억제 신호에 따라 이 지역에 고기압성 순환, 즉 북서태평양 아열대고기압이 나타난다. 이는 엘니뇨 쇠퇴시기에 나타나는 전형적인 특징으로 그 형성 메커니즘은 local wind-evaporation-SST feedback (Wang et al., 2000)과 인도양 warming 신호에 따른 Ekman divergence (Xie et al., 2009)가 제시되었다. 이러한 북서태평양 아열대 고기압의 특징은 7월과 8월 모두 공통적으로 나타나 그 위치 및 구조에 차이가 있다. 7월의 경우 북서태평양 아열대 고기압이 우리나라 남쪽 남중국 지역으로 동서 방향으로 발달하여 우리나라에 직접적으로 영향을 미치지 못하는 반면 8월에 더욱 북상하여 우리나라를 덮으며 고온 현상을 유도한다.

Figure 3은 엘니뇨에서 라니냐로 전이되는 경우의 우리나라 45개 지점 평균한 7월과 8월 기온, 강수를 나타낸다. 이 그림에서 나타난 것과 같이 실제로 우리나라 기온은 북서태평양 아열대 고기압이 우리나라까지 북상한 8월에 통계적으로 유의한 고온 현상을 나타낸다. 7월 기온의 경우 통계적으로 유의한 값은 아니지만 일별 자료(Figure 3d)에 나타난 것과 같이 대체로 저온 편차가 우세하게 나타난다. 이와 같이 엘니뇨에서 라니냐로 전이되는 경우의 우리나라 7월과 8월 기온은 서로 반대의 경향을 나타내며 8월 기온의 고온 현상이 뚜렷하게 나타나는 특징을 보인다.

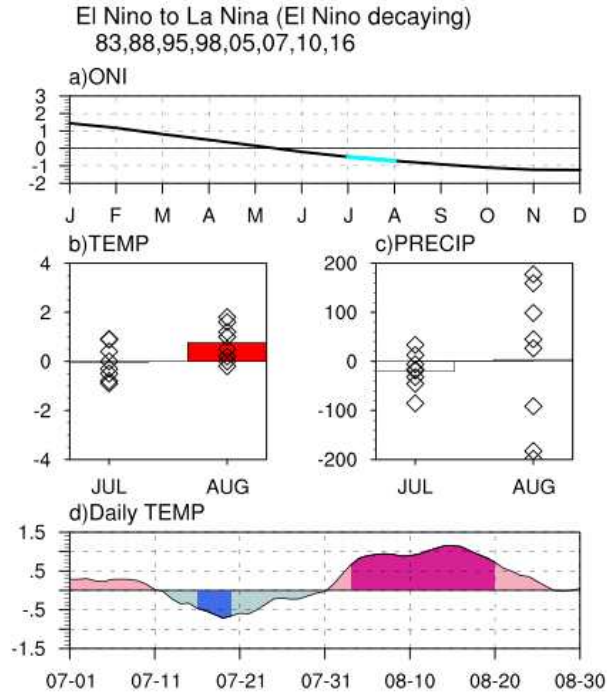


Figure 3. The composite of (a) monthly ONI (b) Korean SAT and (c) precipitation anomaly for July and August during the ENSO evolution phase of El Niño transition into La Niña. The overlaid open squares denote individual cases comprising the composites. (d) The composite of daily SAT variability over Korea. Statistically significant values at 80% confidence level are indicated by dark color shading.

Figure 4는 라니냐 최성기 이후 다음해 다시 라니냐가 발달하거나 중립으로 전이되는 경우의 7월과 8월 순환장을 나타낸다. 먼저 SST 구조를 살펴보면 전반적으로 열대 동태평양에 음의 편차가 나타나는 라니냐 구조를 보인다. 그러나 앞서 살펴본 엘니뇨에서 전이된 라니냐의 특징(Figure 2)과 비교했을 때 동태평양의 음의 편차가 남북 방향으로 넓게 나타나고 북동태평양까지 연결되는 특징을 보이는 차이가 있다. 또한 엘니뇨에서 전이된 라니냐의 경우 인도양 지역에 양의 해수면 온도 편차가 나타난 반면 라니냐 지속의 경우 북인도양을 중심으로 약한 음의 해수면 온도 편차가 나타난다. 대류 구조의 경우 7월과 8월 모두 Maritime Continent부터 북서태평양까지 대류 강화 신호를 나타내는데 이는 위도-시간 그래프에서 확인 할 수 있듯이 이전 겨울철 라니냐로 인한 서태평양 대류 강화 신호가 여름철까지 유지되며 북상하여 형성된 것으로 해석된다. 한편, 이러한 북서태평양 지역의 대류 강화 신호는 로스비 파동 전파를 통해 동아시아 지역 고기압성 순환 형성에 영향을 미치고 결과적으로 북서태평양 지역 저기압성 순환, 동아시아 지역 고기압성 순환의 Pacific-Japan (PJ) (Nitta, 1987) 패턴과 유사한 구조가 나타난다. 이 때 우리나라를 포함한 동아시아 지역은 고기압성 순환의 영향으로 고온 편차가 나타나게 된다.

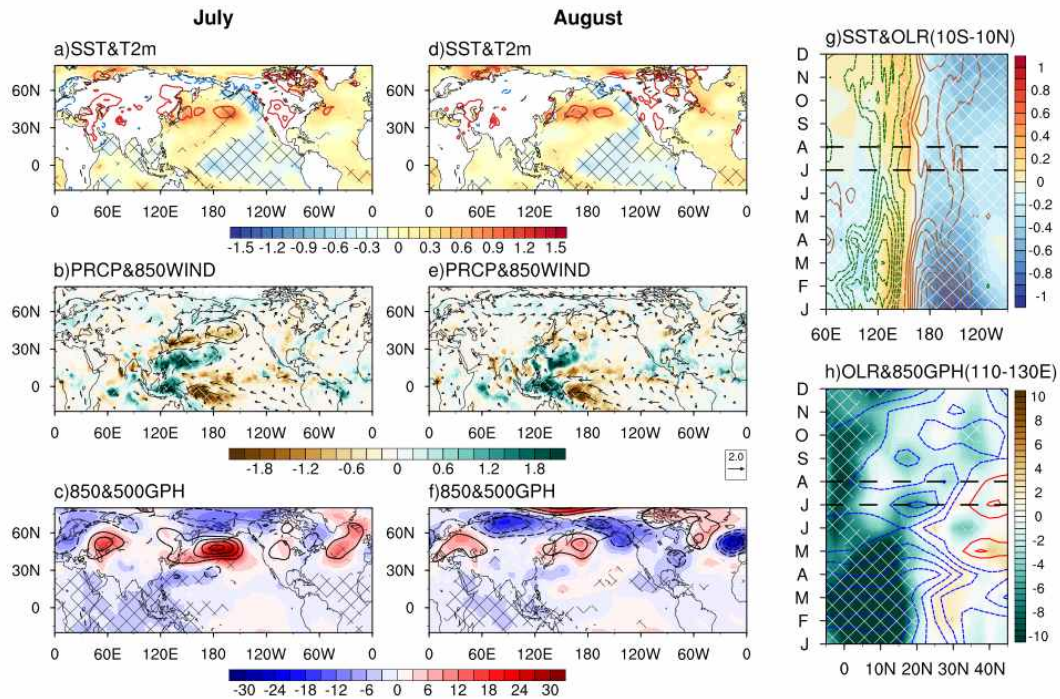


Figure 4. Same figure as in Figure 2 but for the ENSO evolution phase of persistent La Niña.

실제로 Figure 5에 나타난 우리나라 7월과 8월 기온 특성을 살펴보면 7월에 주로 통계적으로 유의한 고온 편차가 나타난다. 8월 순환장의 경우 7월과 대체로 유사한 구조이나 북서태평양의 저기압성 순환 강도가 다소 약하며 동아시아의 고기압성 순환이 7월에 비해 좀 더 북상한 형태이다. 이에 따라 우리나라 8월 기온의 경우 7월과 같이 통계적으로 유의한 고온 편차는 나타나지 않는다. 그러나 8월에도 전반적으로 고기압성 순환의 영향을 받기 때문에 일별 기온 편차 합성도에서 확인 할 수 있듯이 대체로 고온 편차가 우세하게 나타난다. ONI 값으로만 판단했을 때 Figure 2에 나타난 엘니뇨에서 전이된 라니냐 사례나, Figure 4에 나타난 라니냐 지속 사례 모두 비슷한 라니냐 상태를 나타내지만 각각의 대규모 순환장의 특징이나 우리나라에 미치는 영향이 매우 다르게 나타난다. 엘니뇨에서 전이된 라니냐의 경우 북서태평양 아열대 고기압의 영향으로 8월 기온이 높은 특징이 유의한 반면, 라니냐 지속의 경우 PJ pattern의 영향으로 7월 기온이 높은 특징이 유의하다. 이와 같은 특징을 고려하여 우리나라 여름철 기후 특성 분석이나 예측 업무에 있어 ENSO의 진화과정을 고려하는 것이 필요하다.

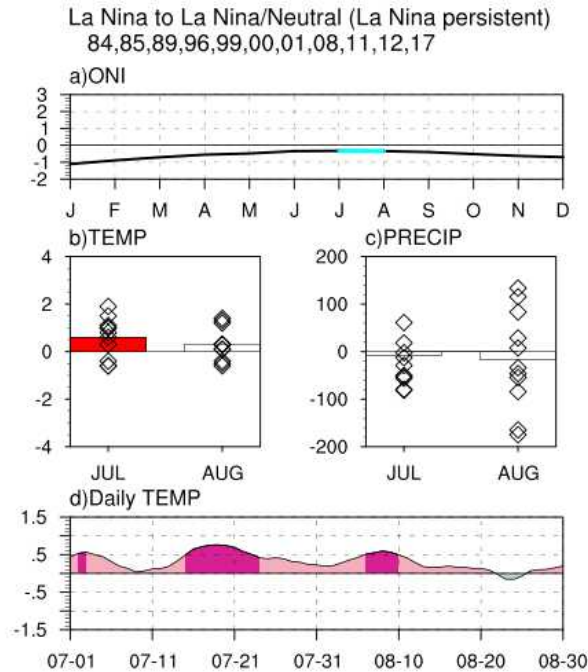


Figure 5. Same figure as in Figure 3 but for the ENSO evolution phase of persistent La Niña

다음은 ENSO 진화 과정 중 중립 상태에서 엘니뇨가 발달할 때의 특징을 살펴보았다. Figure 6에 나타낸 것과 같이 이 시기의 SST나 대기 순환장의 특징은 엘니뇨에서 라니냐로 전이되는 시기의 패턴과 유사한 구조로 반대 부호가 나타난다. SST 패턴의 경우 열대 중-동 태평양을 중심으로 양의 편차가 나타나고 인도양과 서태평양 지역으로는 음의 편차가 나타난다. 이에 따라 대류 활동은 Maritime Continent를 중심으로 억제되고 열대 중태평양 지역으로 강화되는 특징을 보인다. 남북 방향의 대류활동 구조를 살펴보면 7월의 경우 아열대 서태평양 지역으로 대류활동 강화 신호가 뚜렷하게 나타나는데, 8월에는 이러한 신호가 다소 약화되어 나타난다. 대기 순환장의 특징을 살펴보면 7월과 8월 모두 북서태평양 지역에 저기압성 순환이 나타나는데 이는 열대 중태평양을 중심으로 나타나는 양의 해수면 온도 편차와 대류활동 강화신호로부터 유도된 Gill-type 반응으로 해석된다. 그러나 7월의 경우 저기압성 순환이 우리나라 남쪽에 위치하여 직접적인 영향을 주기 어려운 반면 8월에는 이 시스템이 우리나라까지 북상하여 저온 편차 형성에 직접 영향을 주게 된다. 실제로 Figure 7에 나타낸 우리나라 기온, 강수 특성에서도 8월 기온에 유의한 저온 편차가 나타난다. 통계적으로 유의하지는 않지만 일별 기온 편차를 살펴보면 7월 기온이 약하게 양의 편차가 나타나는데 이는 엘니뇨에서 라니냐로 전이되는 경우 7월 기온과 8월 기온이 서로 반대 경향성을 나타내는 것과 유사한 결과이다. 또한, 이 경우 7월 강수가 적은 경향이 유의하게 나타난다. 전반적으로 중립에서 엘니뇨 발달시기의 대규모 해양-대기 순환장 및 우리나라 기온 경향은 엘니뇨에서 라니냐 발달시기와 반대 패턴을 나타낸다. 두 진화 과정 모두 북서태평양 아열대 고기압 및 저기압성 순환이 우리나라에 영향을 미치고 7월과 8월 사이에 뚜렷한 계절내 진화과정을 나타낸다.

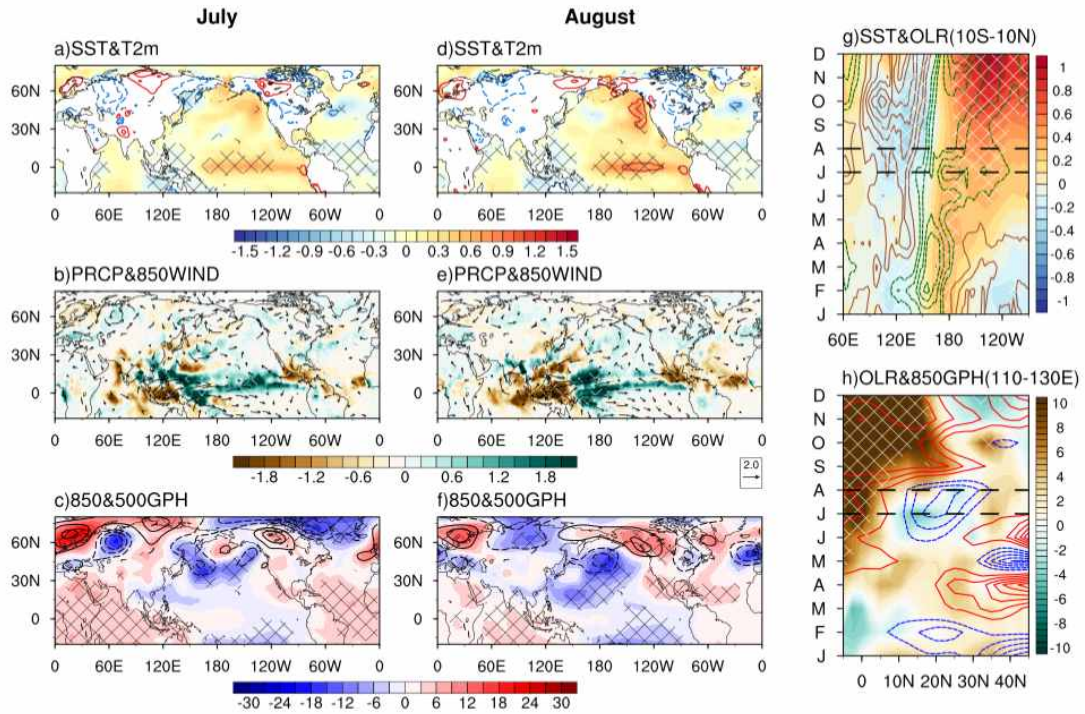


Figure 6. Same figure as in Figure 2 but for the ENSO evolution phase of El Niño developing from neutral condition.

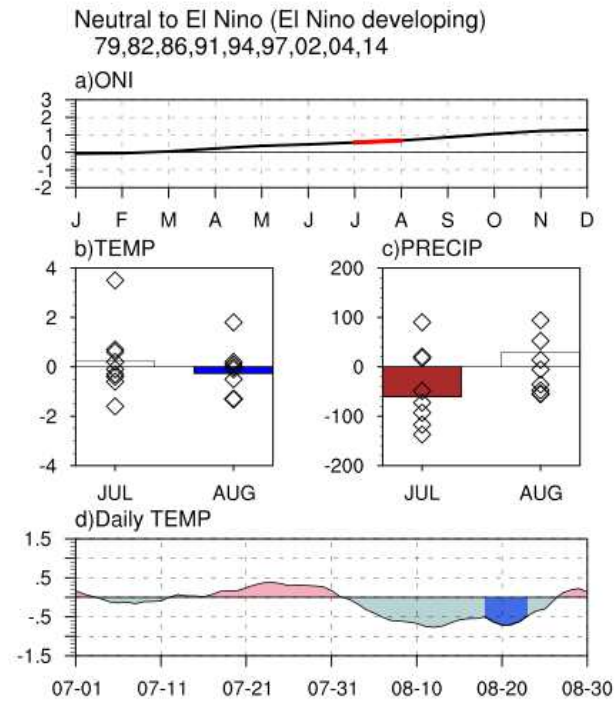


Figure 7. Same figure as in Figure 3 but for the ENSO evolution phase of El Niño developing from neutral condition.

마지막으로 살펴볼 ENSO 진화과정은 엘니뇨 최성기 이후 다음해에 라니냐로 전이되지 않고 엘니뇨 상태가 유지되거나 중립 상태로 전이되는 경우이다. 이 진화과정은 앞서 살펴 본 세 가지 진화 과정과는 달리 전형적으로 나타나는 진화 과정이 아닌 비전형적인 특징을 나타낸다. Figure 8에 나타난 SST 및 대기 순환장 특징은 대체로 라니냐 지속 시기(Figure 4)에 나타난 패턴과 반대 부호를 보인다. 열대 중-동 태평양의 양의 해수면온도 편차는 남북 방향으로 넓게 나타나며 북동태평양의 양의 편차와 연결된 형태로 나타난다. 또한, 북인도양 지역으로 양의 해수면 온도 편차가 뚜렷하다. 대륙 구조는 Maritime Continent 지역으로 억제되고 열대 중-동 태평양 지역으로 강화된 특징을 보인다. 라니냐 지속 시기와 비슷하게 Maritime Continent의 대륙 억제 신호는 북서태평양 지역까지 확장된 형태를 보이며 이와 함께 고기압성 순환이 특징적으로 나타난다. 동아시아 지역으로는 그 보상 운동으로 대류활동 강화 신호와 저기압성 순환이 형성되어 앞서 살펴본 라니냐 지속 시기의 PJ pattern과 반대 구조가 나타난다. 우리나라는 7월과 8월 모두 동아시아 지역의 저기압성 순환 영향을 받으며 기온이 낮은 경향성을 보인다. Figure 9에 나타난 우리나라 기온, 강수 경향을 살펴보면 이러한 특징을 더욱 자세히 확인할 수 있는데, 특히 7월과 8월 모두 저온 경향성이 통계적으로 유의미하게 나타난다. Figure 6와 Figure 8에서 확인 할 수 있듯이 비슷한 엘니뇨 상태이더라도 중립에서 발달한 엘니뇨인지, 이전 겨울월부터 지속적으로 나타난 엘니뇨 인지에 따라서 대규모 순환장의 특징이 서로 다른데, 각각 북서태평양 지역 저기압성 순환의 영향과 PJ-like pattern으로 구별된다. 이 결과 역시 우리나라 기후 예측 및 분석에 있어 ENSO 자체의 상태도 중요하지만 ENSO 진화과정이 어떻게 다른지를 고려하는 것이 중요함을 제시한다.

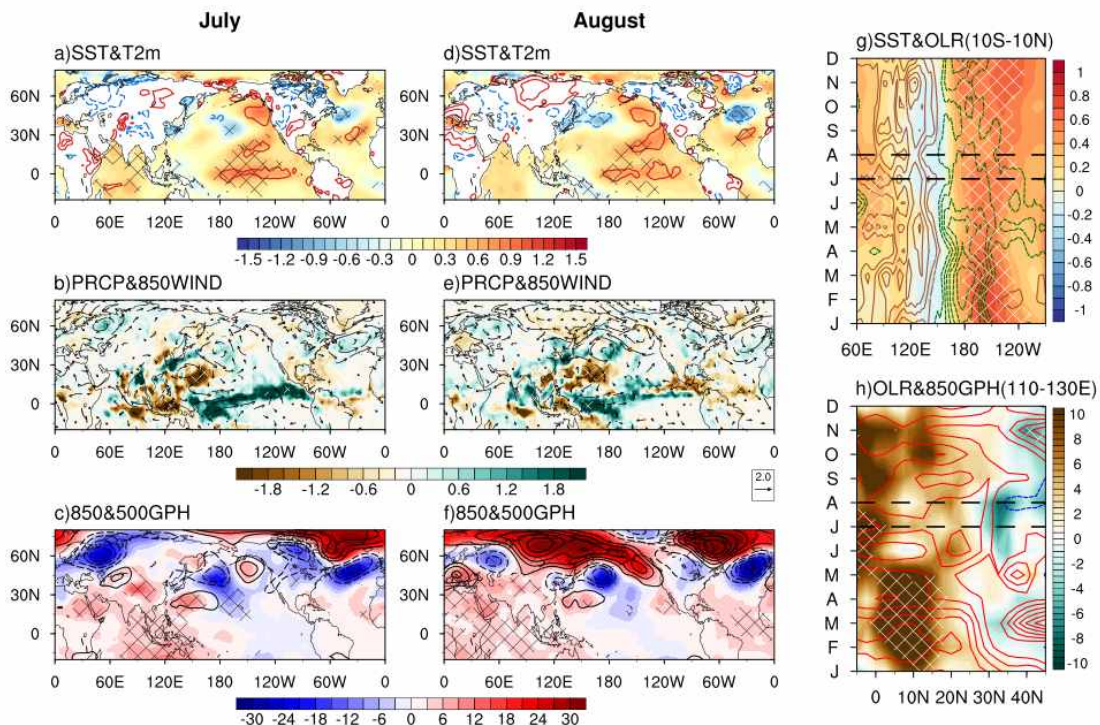


Figure 8. Same figure as in Figure 2 but for the ENSO evolution phase of persistent El Niño.

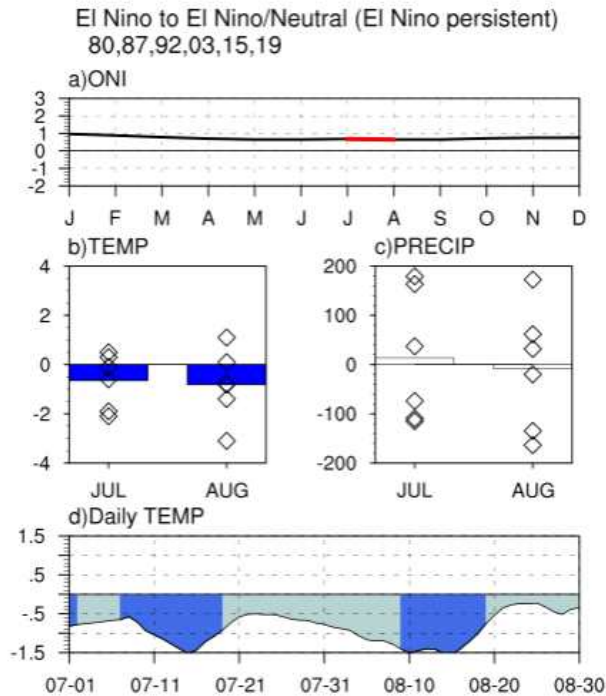


Figure 9. Same figure as in Figure 3 but for the ENSO evolution phase of persistent El Niño

(5) 요약 및 결론

이 연구에서는 네 가지 서로 다른 ENSO 진화 과정에 따른 우리나라 7~8월 기후 변동 특성을 대규모 순환장 특징과 함께 살펴보았다. 특히 여름철의 경우 ENSO의 transition 기간이므로 ENSO의 다양성 중 진화 과정에 집중하였다. 일반적으로 엘니뇨는 최성기 겨울철 이후 다음해 라니냐로 전이되는 특징을 보이는 반면 라니냐는 최성기 이후 다음해까지 유지되는 특징이 있다. 또한, 대부분의 엘니뇨는 중립인 상태에서 발달한다. 그러나 모든 ENSO 사례가 항상 위와 같은 진화과정을 나타내는 것은 아닌데, 어떤 엘니뇨의 경우 다음해에 라니냐로 전이되지 못하고 엘니뇨 상태가 유지되거나 중립으로 전이되는 경우가 있으며, 또한 어떤 라니냐의 경우 다음해에 바로 엘니뇨 발달로 연결되기도 한다. 또한 때때로 중립 상태가 1년 이상 유지되는 경우도 있다. 이러한 다양한 ENSO 진화 과정에 따라 대규모 순환장의 특징이 어떻게 나타나며 또 우리나라에 미치는 영향은 어떻게 다른지 살펴보았다.

먼저 ENSO phase가 전이되는 시기, 즉 엘니뇨에서 라니냐로 전이되는 시기와 중립에서 엘니뇨가 발달하는 시기의 경우 북서태평양 아열대 고기압과 저기압이 각각 발달하여 우리나라에 영향을 미치는데 주로 8월에 이 시스템이 우리나라로 북상하여 각각 고온과 저온 현상을 유도하게 된다. 한편, ENSO phase가 지속되는 시기, 즉 라니냐의 지속과 엘니뇨의 지속 시기에는 북서태평양과 동아시아 지역에 반대 대기 순환 구조가 나타나는 PJ pattern이 우리나라에 영향을 미치는데, 각각 고기압, 저기압성 순환이 영향을 미치며 고온, 저온 현상을 유도한다. 또한 ENSO phase가 전이되는 시기에는 우리나라 7월과 8월 기온이 서로 반대 경향성을 나타

내며 뚜렷한 계절내 기온 변화 특성을 나타내는 반면, ENSO phase가 지속되는 시기에는 7월과 8월 기온 경향성이 서로 비슷하게 나타나는 특성을 보인다. 이와 같은 네 가지 서로 다른 ENSO 진화과정과 그에 따른 우리나라 기후 특성을 Figure 10에 모식도 형태로 나타내었다.

이 연구는 우리나라를 포함한 중위도 지역의 ENSO 반응을 정확히 이해하기 위해서는 ENSO의 진화과정을 고려해야 함을 제시한다. 또한 우리나라 여름철 기후 예측 및 분석에 있어서 ENSO 정보 활용도를 높이기 위해서는 진화과정의 다양성을 고려해야 한다.

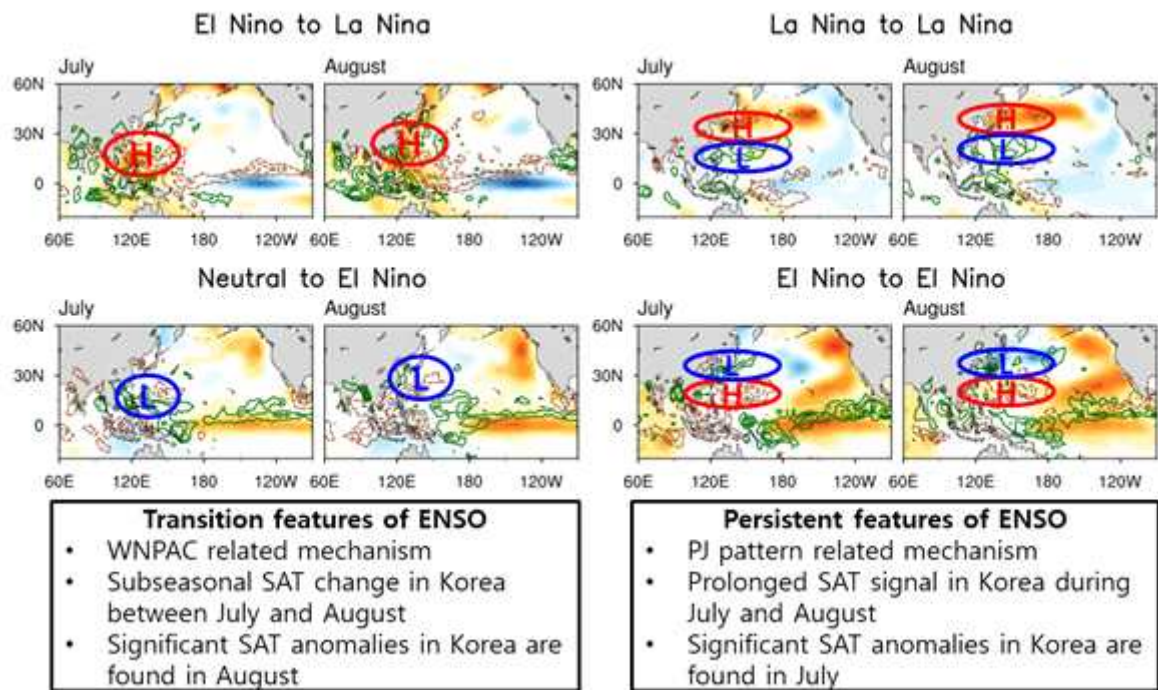


Figure 10. Schematic diagram showing the distinctive atmospheric circulations in affecting Korean summer climate for four different ENSO evolution features. The composite of SST and precipitation anomalies during July and August are displayed by shadings and contours, respectively. The anomalous low-level anticyclones (H) and cyclones (L) are indicated by red and blue ellipses, respectively.

나. 우리나라 1월 기후에 영향을 미치는 두 가지 열대지역 대류구조 특징

(1) 연구 배경

우리나라 겨울철 기후 변동성은 동아시아 겨울 몬순 시스템의 영향을 받는다. 동아시아 겨울 몬순의 주요 특징은 유라시아 대륙과 인도-태평양 지역의 비열차로 인한 시베리아 고기압과 알류산 저기압, 동아시아 기압골 및 동아시아 제트기류 들 수 있다. 동아시아 겨울 몬순은 다양한 기후 인자의 영향을 받아 변동하는데 열대 지역 변동성인 ENSO (Zhang et al., 1996), Madden-Julian Oscillation (MJO) (Jeong et al., 2005), 중위도 대기 변동성인 Arctic Oscillation (AO) (Gong et al., 2001), North Atlantic Oscillation (NAO) (Wu et al., 2006) 등이 대표적으로 영향을 미친다. 그 중 ENSO는 동아시아 겨울 몬순 예측에 있어 주요한 기후 인자로 많은 선행 연구들에서 ENSO와 동아시아 겨울몬순의 관련성을 특히 자세히 연구하였다 (Kim et al., 2017; Zhang et al., 2019; Wang and Zhang, 2002). 대체로 ENSO가 동아시아 겨울 몬순에 영향을 미치는 방식은 Rossby wave 전파로 설명되는데, 엘니뇨 최성기 겨울에 열대 서태평양 대류활동이 억제됨에 따라 thermodynamic feedback을 통해 필리핀 해 근처에 고기압성 순환이 형성되는데 이는 동아시아 지역에 남풍기류를 유입시켜 평년보다 따뜻한 겨울철 기온을 유도 한다 (Wang et al., 2000).

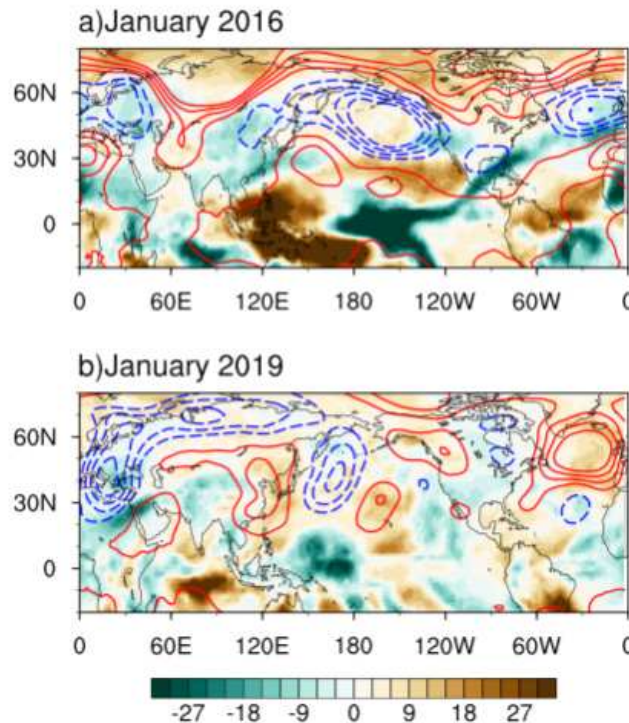


Figure 11. OLR and 500 hPa geopotential height anomalies during January of two different El Niño episodes, the (a) 2016 event and the (b) 2019 event.

그러나 ENSO에 의한 동아시아 겨울 몬순의 반응이 항상 위와 같은 것은 아닌데, 이는 주로 ENSO와 관련한 열대 지역 대류 구조의 다양성에서 기인한다. Figure 11에 나타난 예를 통해 이러한 차이를 확인 할 수 있는데, 최근에 발생한 두 엘니뇨인 2016년과 2019년 1월의 OLR 구조를 살펴보면, 2016년의 경우 엘니뇨의 전형적인 반응처럼 열대 서태평양의 대류 억제 구조와 중태평양의 대류 강화구조가 나타난 반면, 2019년의 경우 인도양 지역에서 대류 억제, 열대 서태평양에서 대류 강화 신호가 나타나면서 전형적인 엘니뇨의 반응과 전혀 다른 열대 대류 구조가 형성되었다. 열대 대류 구조는 중위도 대기 순환장에 영향을 미치는 주요 인자이므로 2016년과 2019년의 중위도 대기 순환장 특징 역시 매우 다르게 나타났는데, 2016년의 경우 고기압성 순환이 우리나라 남쪽에 위치하면서 우리나라 1월 기온은 평년과 비슷하였으나 2019년의 경우 고기압성 순환이 우리나라에 직접 영향을 미치면서 1월 기온이 평년보다 높았다.

Figure 11에 나타난 것과 같이 어떠한 요인이 ENSO와 관련한 열대 지역의 대류 구조에 다양성을 유도하였으며 이러한 대류 구조의 다양성이 중위도 대기 순환 및 우리나라 기후에 미치는 영향을 살펴볼 필요가 있다. 특히 이 연구에서는 겨울철 (12월~2월) 평균장이 아닌 1월의 대류 구조에 집중하였는데, 그 이유는 ENSO와 동아시아 기후 관련성이 12월에는 대체로 유의한 수준으로 나타나지만 1월에는 관련성이 사라지기 때문에 (Yeo et al., 2018) 이러한 현상의 원인을 대류구조의 다양성에서 찾기 위함이다.

(2) 자료와 방법

이 연구에서는 NOAA interpolated OLR (Liebmann and Smith, 1996) 자료와 ERSST.v5 (Huang et al., 2017) 자료를 사용하였다. 대기 자료는 NCEP Reanalysis2 (Kanamitsu et al., 2002) 자료를 사용하였고 우리나라 기온 및 강수 자료는 기상청에서 제공하는 ASOS의 45개 지점을 평균한 1980년부터 2019년까지 자료를 사용하였다. MJO 지수의 경우 Australia Meteorological Bureau (BoM) (<http://www.bom.gov.au/climate/mjo/graphics/rmm.74toRealtime.txt>)에서 제공하는 자료를 사용하였다. 가장 널리 사용되는 MJO 지수인 real-time multivariate MJO (RMM)은 Wheeler and Hendon (2004)에 의해 고안되었고 이는 열대 지역의 OLR, 850 hPa 및 200 hPa 동서방향 일별 바람자료에 대해 주성분 분석을 통해 얻어진 지수이다. MJO phase는 대류 활동의 공간 구조에 따라 1부터 8까지 나누어지는데, phase 1은 대류 중심이 아프리카 근처, phase 2-3은 인도양, phase 4-5는 Maritime Continent, phase 6-7은 서태평양, 그리고 phase 8은 동태평양에 위치한다. 이 연구에서는 열대 지역의 주요 대류 구조를 추출하기 위해 주성분 분석인 Empirical Orthogonal Function (EOF)을 적용하였다.

(3) 1월 열대 인도-태평양의 두 가지 대류 구조

1980년부터 2019년 기간의 1월 열대 인도-태평양 지역 (40E-140W, 20S-20N)의 OLR 편차장에 대해 EOF 분석을 통해 두 가지 주요 대류 구조를 확인하였다. Figure 12에 나타난 두 가지 모드는 각각 전체 변동성의 35%와 11%를 설명한다. 먼저 첫 번째 모드는 Maritime Continent에서 대류 억제, 열대 중태평양에서 대류 강화 신호가 나타나는데, 이는 전형적인 엘니뇨에 의한 대류 반응으로 잘 알려져 있다 (Guo et al., 2015). 실제로 첫 번째 모드의 Principal Component (PC) 시계열은 1월의 Nino3.4 지수 (170W-120W, 5S-5N의 SST 편차 평균)와 0.85의 높은 상관 계수를 보인다. 한편, 두 번째 모드는 첫 번째 모드와 비교 했을 때 전반

적으로 대류 활동 중심이 서쪽으로 30° 치우쳐진 특징을 보이는데, 동인도양 지역에서 대류 억제, 서태평양 지역에서 대류 강화 신호가 나타난다. 이러한 대류 구조의 특징은 MJO phase 6-7의 구조와 상당히 비슷하다. 두 번째 모드의 PC 시계열 또한 독특한 특징을 나타내는데 2000년대 초반을 기준으로 그 이전 기간에는 음의 phase가, 그 이후 기간에는 양의 phase가 우세하게 나타난다. 또한 음의 phase에 비해 최근 기간 양의 phase의 강도가 더 강하게 나타나는 특징이 있다.

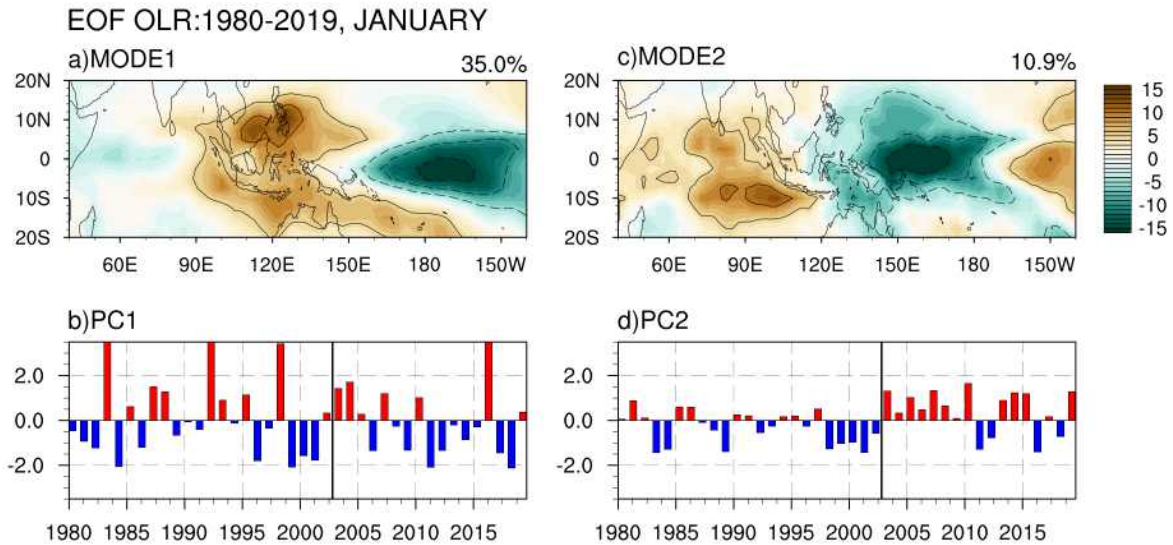


Figure 12. The spatial pattern and the corresponding principal component time series of the (a and b) first and (c and d) second EOF modes of the OLR anomaly during January from 1980 to 2019.

다음으로 두 가지 EOF 우리나라 1월 기온과의 상관관계를 살펴보았다. Table 1에 나타난 것과 같이 첫 번째 모드의 PC 시계열과 우리나라 1월 기온과의 상관 계수는 0.28, 두 번째 모드와는 0.01로 1980-2019 기간에 대해서는 전반적으로 두 EOF 모드와 우리나라 1월 기온 사이에 의미있는 관련성이 나타나지 않는다. 그러나 두 번째 모드의 phase가 전환되기 시작한 2000년대 초반 이전과 이후를 살펴보면 우리나라 기온과 두 번째 EOF 모드와의 관련성이 의미있게 나타나는데, 2003-2019 기간에 두 번째 EOF 모드와 우리나라 1월 기온과의 상관계수는 0.49, 1980-2002 기간에는 -0.49를 나타낸다. 이 결과는 2000년대 초반 이후 우리나라 1월 기온과 관련한 열대 지역의 대류 구조 특징이 바뀌었음을 제시한다. 이를 좀 더 확인해 보기 위해 우리나라 1월 기온 시계열에 대해 회귀 분석한 열대 지역 대류 활동 구조를 1980-2002 기간과 2003-2019 기간에 대해 살펴보았다. Figure 13에 나타난 것과 같이 1980-2002 기간에는 우리나라 1월 기온과 관련하여 Maritime continent에서의 대류 억제 신호와 동인도양과 중태평양에서 대류 강화 신호가 나타난다. 그러나 2003-2019 기간에는 대류 구조가 크게 바뀌었는데, 두 번째 EOF 모드의 특징과 유사하게 인도양에서 대류 억제, 서태평양에서 대류 강화 신호가 나타난다. 실제로 이 회귀 분석 패턴과 두 번째 EOF 패턴 사이의 공간 상관계수는 0.67로 유의미

하다. 이 결과는 최근 우리나라 1월 기온 변동성에 두 번째 EOF 모드가 주요하게 영향을 미친다는 것을 제시한다.

Table 1. The simultaneous correlation coefficients of Korean January SAT with EOF PC1 and PC2 time series for three sub-periods 1980–2019, 1980–2002, and 2003–2019. Statistically significant values at 95% confidence level are indicated by asterisk

	Korean SAT 1980–2019	Korean SAT 1980–2002	Korean SAT 2003–2019
PC1	0.28	0.33	0.19
PC2	0.01	−0.49*	0.49*

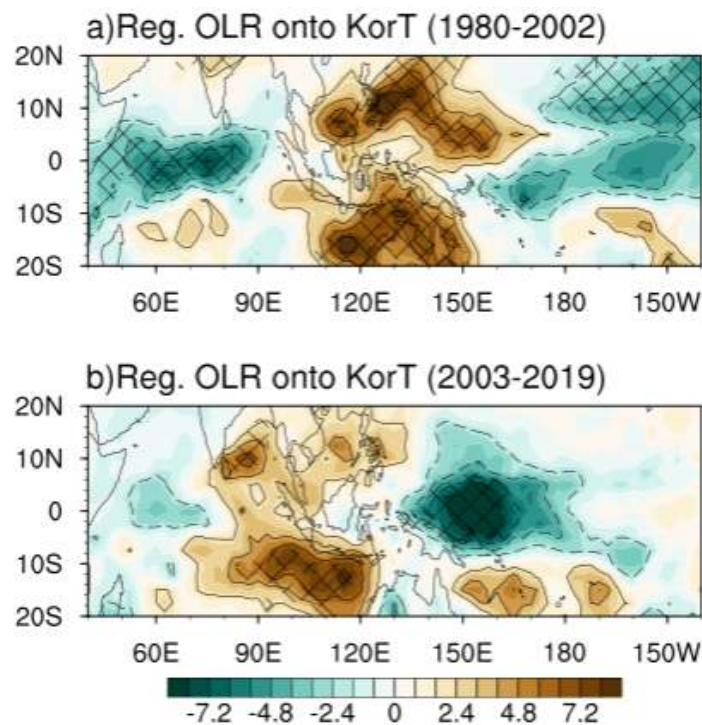


Figure 13. OLR anomaly regressed onto the Korean January SAT during (a) 1980–2002 period and (b) 2003–2019 period. The statistically significant anomalies at 95% confidence level are indicated by diagonal lines.

(4) 두 가지 대류 구조에 따른 대규모 순환장 특징과 우리나라 1월 기후에 영향

두 가지 EOF 모드와 관련된 대규모 순환장의 특징을 확인하기 위해 두 PC 시계열을 기준으로 각 모드가 강하게 나타났던 해를 분류하였다. Figure 14는 표준화된 두 PC 시계열의 산포도를 나타낸다. 이 때 ± 1 표준 편차 값을 기준으로 두 모드가 첫 번째 모드와 두 번째 모드가

강하게 나타났던 해를 선별하였다. 그 중 두 모드가 모두 기준점을 넘었을 경우에는 두 모드 중 PC 시계열의 강도가 큰 쪽으로 선별이 되었다. 이렇게 선별된 해들은 표 2에 정리되었는데 negative PC2 사례의 경우 1989년 한 해만 나타났다. 두 번째 PC 시계열이 -1 표준편차 이하 값을 보이는 사례는 8 차례 있었으나 1989년을 제외하고는 모두 첫 번째 PC 시계열의 강도가 크게 나타나면서 negative PC2의 사례로 분류되지 못하였다. 또한 positive PC2 사례의 경우 모두 2000년대 초반 이후 사례가 포함되었는데 이는 두 번째 EOF 모드의 강도가 2000년대 이후 강해지고 양의 phase가 우세하게 나타난 것과 관련이 있다.

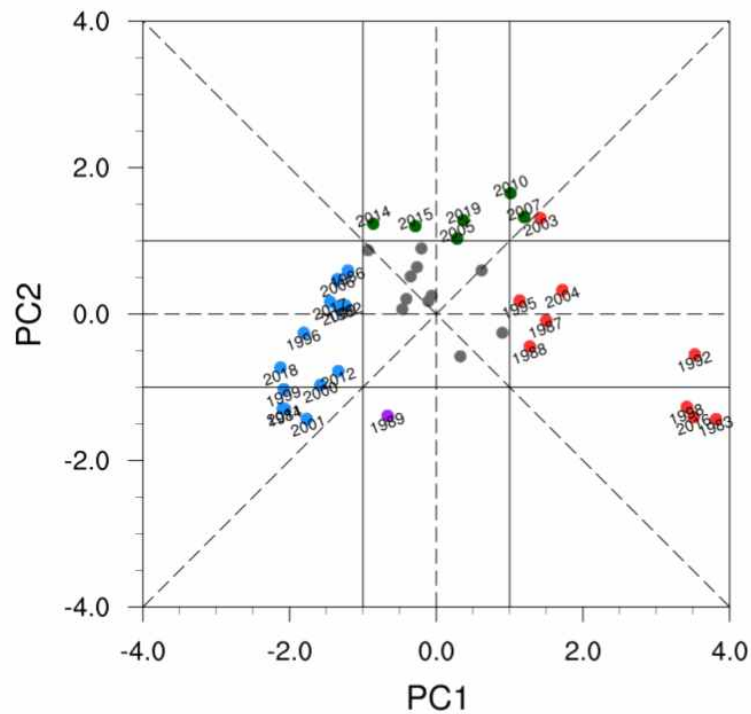


Figure 14. A scatter plot of normalized PC1 versus PC2.
The classified categories are designated by colored dots.

Table 2. The simultaneous correlation coefficients of Korean January SAT with EOF PC1 and PC2 time series for three sub-periods 1980-2019, 1980-2002, and 2003-2019. Statistically significant values at 95% confidence level are indicated by asterisk

Years	
Positive PC1	1983,1987,1988,1992,1995,1998,2004,2016
Negative PC1	1982,1984,1986,1996,1999,2000,2001,2006,2009,2011,2012,2017,2018
Positive PC2	2005,2007,2010,2014,2015,2019
Negative PC2	1989

Table 2와 같은 기준으로 Negative PC2 카테고리를 제외한 나머지 세 카테고리에 대해 대규모 순환장의 특징을 확인하기 위해 OLR, 850 hPa 바람, SST, 500 hPa 지위고도, 2m 기온, 해면기압 편차장에 대해 합성도 분석을 수행하였다. Figure 15에 positive PC1 카테고리의 1월 합성장 결과를 나타내었는데, OLR 패턴을 살펴보면 당연한 결과로 Maritime Continent에 대류 억제, 중태평양에 대류 강화 신호가 나타난다. 이와 관련된 SST 패턴은 열대 동태평양에 양의 편차가 나타나는 전형적인 엘니뇨 패턴을 보여준다. 그에 따라 대기 순환장의 구조 역시 엘니뇨 반응으로 잘 알려진 Pacific North America 원격 상관 패턴이 나타나는데, 알류산 저기압이 동쪽으로 치우쳐져 나타나며 북서태평양 아열대 고기압이 하층에 발달한 특징을 확인 할 수 있다. 특히 북서태평양 아열대 고기압은 엘니뇨와 동아시아 겨울 몬순을 연결 시켜주는 주요 시스템인데, 대체로는 북서태평양 아열대 고기압의 서쪽 가장자리를 따라 따뜻한 남서 기류가 동아시아로 유입되면서 평년보다 높은 기온이 형성된다고 알려져 있다 (Kim et al., 2017). 그러나 Figure 15에 나타난 지위고도 편차 구조를 좀 더 자세히 살펴보면 북서태평양 아열대 고기압의 가장자리가 일본 남쪽에 위치하면서 남풍 기류가 우리나라로 직접 유입되는 구조는 아닌 것을 알 수 있다. 우리나라는 남쪽으로는 북서태평양 아열대 고기압, 그리고 북서쪽으로는 바이칼호 부근의 고기압성 순환 사이에 위치하면서 기온 변동성이 크게 나타나기 좋은 구조이다. 실제로 Figure 15의 하단에는 Positive PC1 카테고리에 해당하는 연도의 우리나라 45개 지점을 평균한 기온과 강수량을 나타내었는데, 대부분의 사례들이 평년과 비슷한 기온 경향을 보인다.

Figure 16은 Negative PC1 카테고리의 합성 분석 결과이다. 이 경우는 Figure 15에 나타난 positive PC1 합성 분석 결과와 대체로 반대 phase로 Maritime Continent에 대류 강화, 중태평양에 대류 억제 신호가 나타나며 열대 동태평양에 음의 해수면 온도 편차, 즉 라니냐 패턴이 나타난다. 대기 순환 패턴 역시 Figure 15와 반대로 북서태평양 지역에 저기압성 순환이 나타나는데, 이 때 이 저기압성 순환은 우리나라까지 확장된 형태로 직접 영향을 미치게 된다. 우리나라를 중심으로 하는 기압골의 강화로 인해 이 카테고리에 해당하는 연도들을 살펴보면 대체로 평년보다 낮은 기온과 건조한 특징이 우세하게 나타난다.

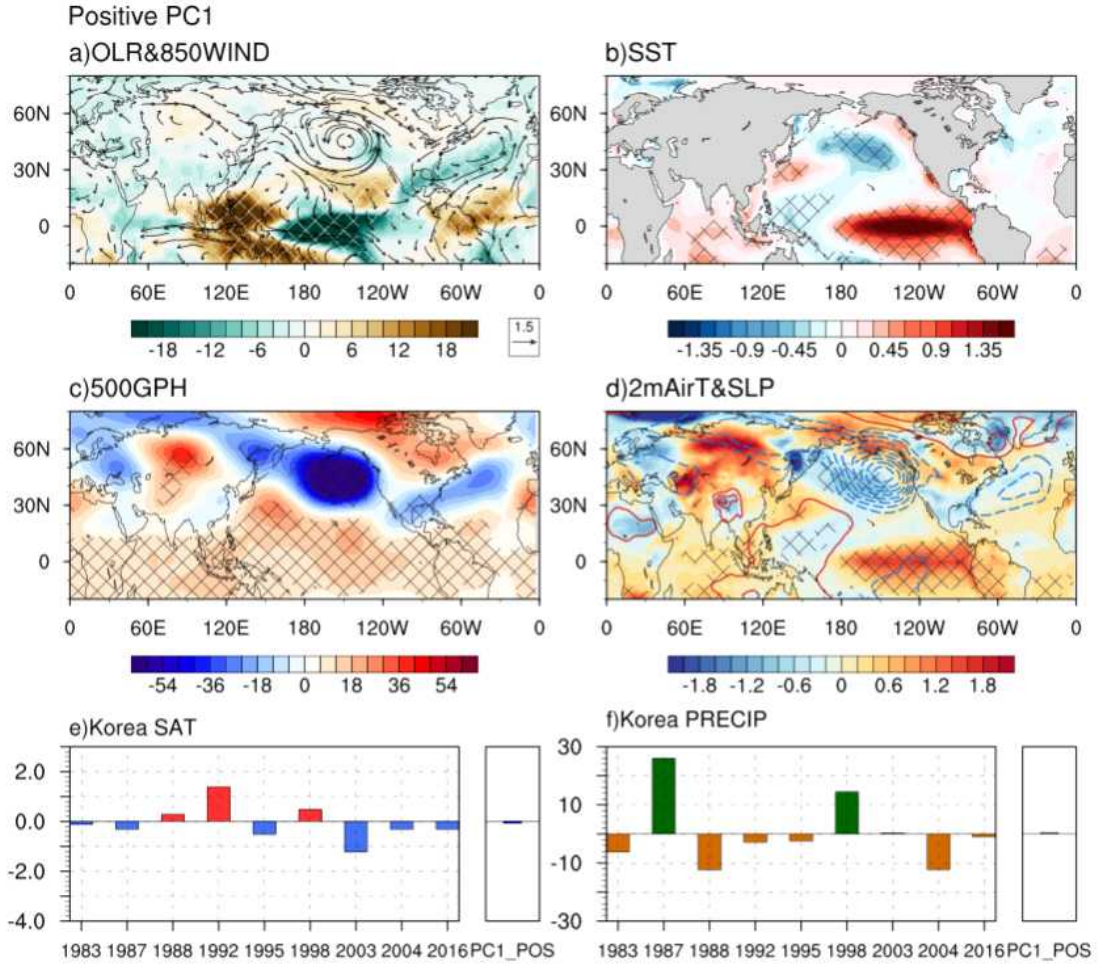


Figure 15. Composite maps of (a) OLR (shading) and 850 hPa wind (vector) (b) SST, (c) 500 hPa geopotential height, and (d) T2m (shading) and SLP (contour) anomalies during January of positive PC1 category. The statistically significant anomalies of OLR, SST, 500 hPa geopotential height, and T2m at 95% confidence level are indicated by diagonal lines. Korean SAT and precipitation anomalies for individual cases of positive PC1 category along with their composite results are presented in (e) and (f), respectively.

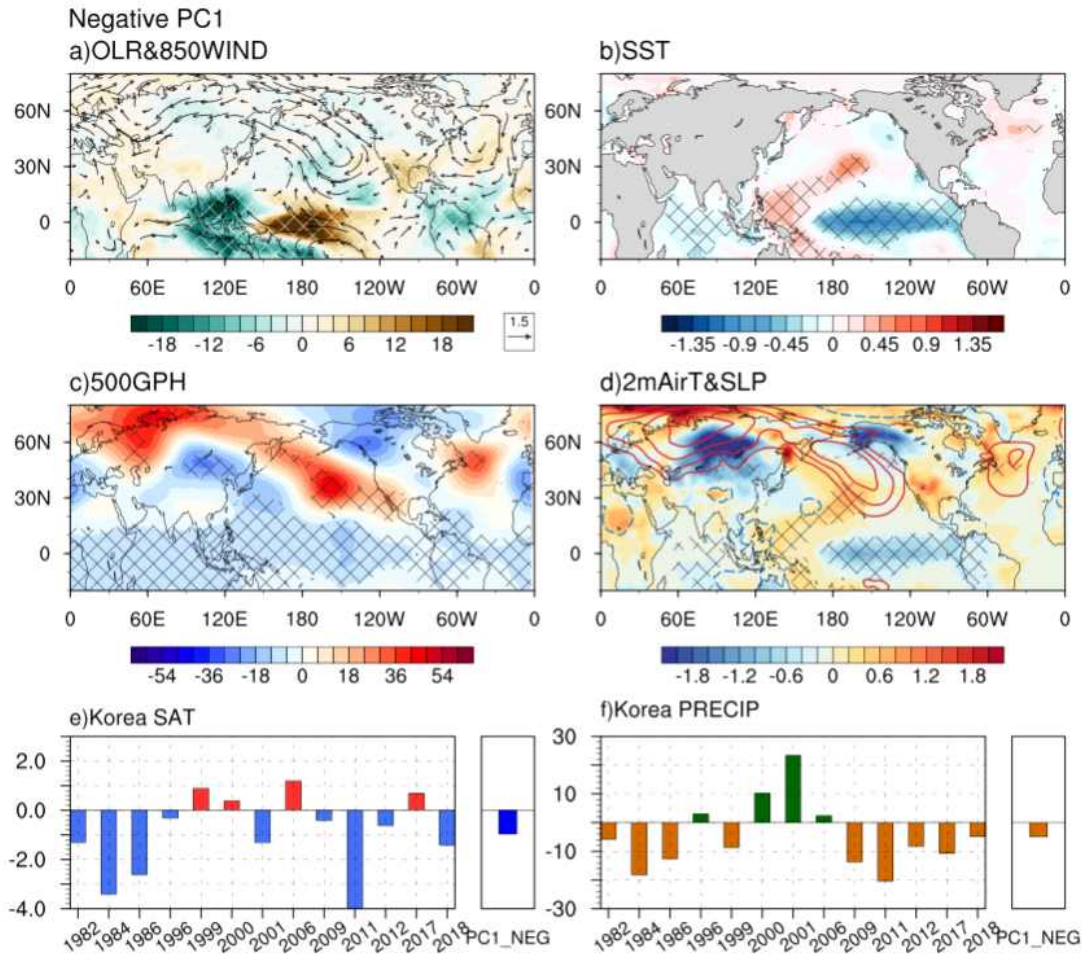


Figure 16. Same figure as in Figure 15 but for the negative PC1 category.

다음으로 Positive PC2 카테고리의 특징을 살펴보았다. Figure 17에 나타낸 OLR 패턴을 살펴보면 EOF2의 구조에서 확인한 동인도양 지역의 대류 억제와 서태평양 대류 강화 구조가 나타난다. Positive PC1 카테고리에 비해 전반적으로 30° 가량 서쪽으로 치우친 특징인데, 해수면 온도 패턴 역시 이러한 특징을 보인다. 즉, Positive PC1에 동태평양에 양의 편차 중심을 둔 동태평양 엘니뇨가 나타났다면 Positive PC2의 경우 중태평양에 양의 편차 중심을 둔 중태평양 엘니뇨의 특징이 나타난다. 해수면 온도뿐만 아니라 대기 순환 패턴도 그러한 특징이 나타나는 데, Positive PC1에서 북서태평양에서 발달한 고기압성 순환이 일본 남쪽에 위치하였다면 Positive PC2의 경우 고기압성 순환이 우리나라를 중심으로 위치한다. 따라서 우리나라는 고기압성 순환의 직접적인 영향을 받으며 고온, 건조한 신호가 뚜렷하게 나타난다. 실제로 Figure 17 하단에 나타낸 우리나라 기온, 강수 특성을 살펴보면 기온의 경우 평년보다 높은 특징이, 강수의 경우 평년보다 적은 특징이 통계적으로 95% 신뢰도 수준에서 유의하게 나타난다.

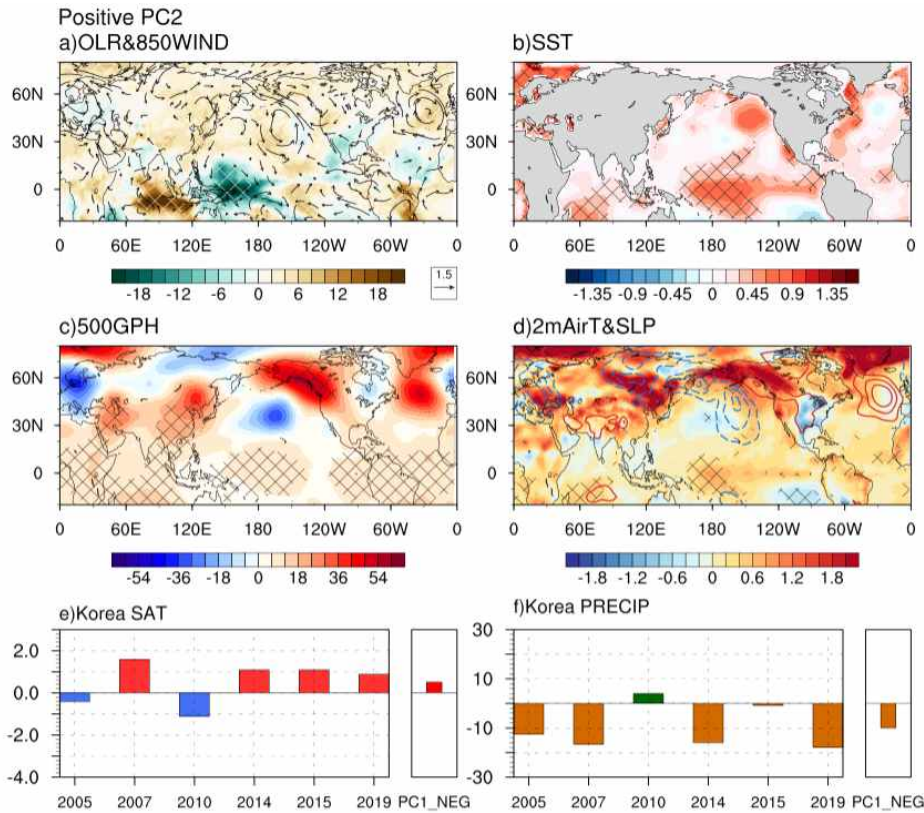


Figure 17. Same figure as in Figure 15 but for the positive PC2 category.

지금까지 EOF 분석을 통해 1월의 열대 인도-태평양 지역의 두 가지 대류 구조의 특징 및 그와 관련된 대규모 순환장과 우리나라 1월 기후에 미치는 영향을 살펴보았다. 그렇다면 이러한 두 가지 대류 구조가 겨울철 중 1월에만 특히 잘 나타나는 현상인지 알아 볼 필요가 있다. 이를 위해 같은 EOF 분석을 12월 평균장과 겨울철 12-1-2월 평균장에 대해 수행하였다. Figure 18을 살펴보면 12월의 경우 EOF의 첫 번째, 두 번째 모드의 패턴 자체는 1월과 상당히 유사하게 나타난다. 그러나 두 번째 모드의 PC 시계열을 살펴보면 2000년대 초반 이후에는 음의 phase가 나타나는데, 이는 1월에 양의 phase가 나타나는 것과 반대되는 특징이다. 이것의 의미하는 바는 인도양과 서태평양의 dipole 구조의 대류 활동이 12월과 1월에 진동하는 경향, 즉 12월에는 인도양 대류 강화-서태평양 대류 억제가 나타난 이후 1월에는 반대로 인도양 대류 억제-서태평양 대류 강화가 나타나는 경향이 있음을 제시한다. 비록 12월에도 1월과 같이 인도양과 서태평양을 중심으로 대류 활동이 두 번째 모드로 나타나지만, 1월과 같은 기준으로 PC 시계열의 강도에 따라 카테고리를 나누면 positive나 negative PC2 카테고리에 속하는 사례가 거의 나타나지 않는다. 12월의 경우 첫 번째 모드, 즉 전형적인 ENSO에 의한 대류 반응의 강도가 더욱 강하게 나타나면서 두 번째 모드의 변동성을 압도하는 특징을 보인다. 또한 겨울철 평균 (12-1-2월) EOF 분석 결과를 살펴보면 1월의 두 번째 모드가 나타나지 않는다. 열대 인도양 대류 억제, 서태평양 대류 강화 구조는 1월에 특히 뚜렷하게 나타나는 패턴으로 해석되며 그 원인과 관련해서는 후속 연구가 더 필요하다.

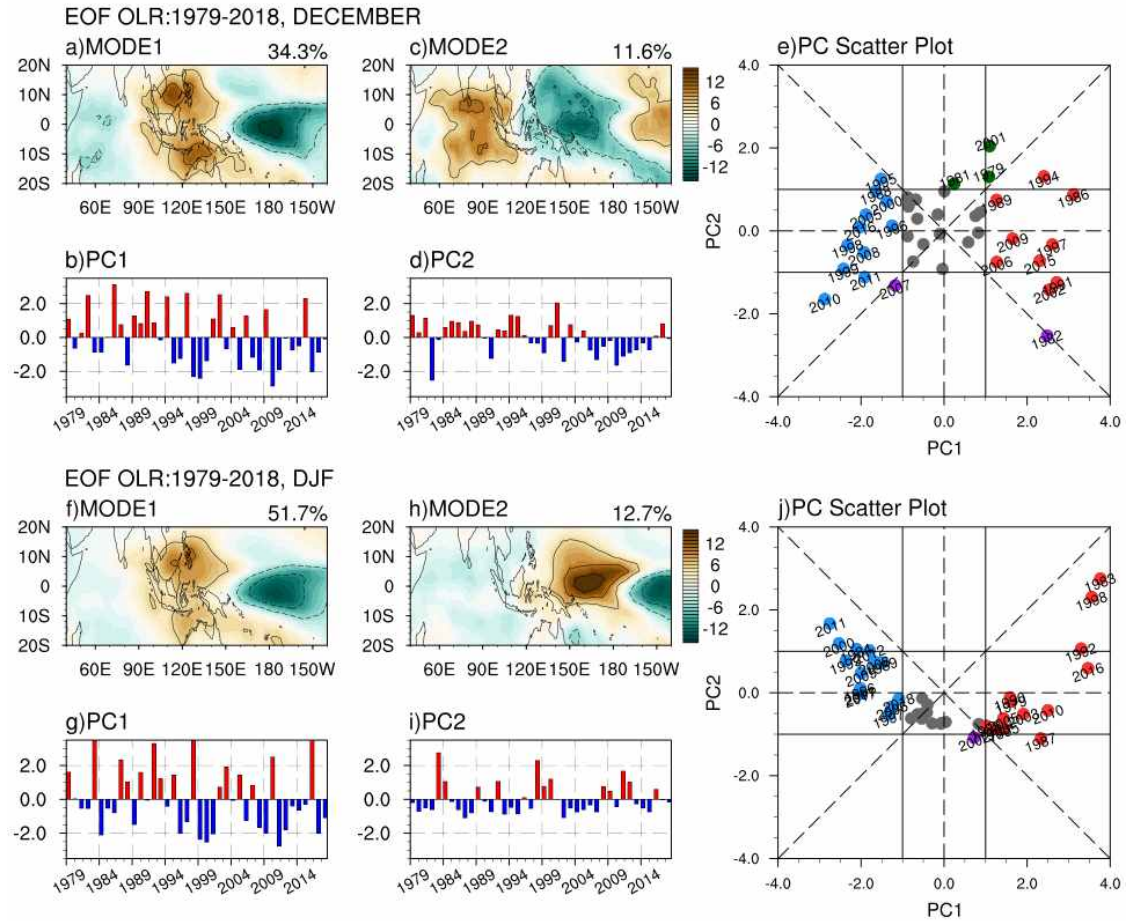


Figure 18. The spatial pattern and the corresponding principal component time series of the first and the second EOF modes of the OLR anomaly during (a-d) December and (f-i) winter mean (December-January-February) from 1979 to 2018. The scatter plots of normalized PC1 versus PC2 for (e) December and (j) winter mean EOF results.

(5) EOF 두 번째 모드에 미친 MJO의 영향

앞서 살펴본 바와 같이 1월 열대 대류 활동의 첫 번째 모드는 전형적인 ENSO 반응과 관련된 구조인 반면 두 번째 모드는 다소 생소한 구조로 우리나라에 미치는 영향이 첫 번째 모드와 전혀 다르게 나타난다. 따라서 이 장에서는 두 번째 모드의 변동 메커니즘에 대해 자세히 살펴보려고 한다. 먼저 두 번째 모드와 관련한 SST 패턴에서 확인 할 수 있듯이 이 모드는 중태평양 엘니뇨와 밀접하게 관련된 것으로 보인다. 실제로 열대 서태평양의 대류 강화 신호는 중태평양 엘니뇨의 반응으로 볼 수 있는데, 동태평양 엘니뇨에 비해 SST warming의 중심이 서쪽으로 치우치면서 대류 활동 강화 신호도 중태평양이 아닌 서태평양 지역에서 나타난다 (Kug et al., 2009). 그러나 인도양의 대류 억제, 서태평양의 대류 강화 신호를 중태평양 엘니뇨의 반응만으로는 설명하게 어렵다. 특히 인도양의 대류 억제 신호는 중태평양 엘니뇨의 전형적인 반응이 아니다.

중태평양 엘니뇨 이외에 두 번째 모드의 대류 구조와 관련된 것으로 보이는 현상은 MJO

이다. 인도양의 대류 억제, 서태평양의 대류 강화 신호는 MJO phase 6-7과 유사한 구조로 이러한 유사성의 두 번째 모드의 형성에 MJO의 영향이 있을 수 있음을 암시한다. 이를 확인하기 위해 Figure 19에 세 가지 카테고리의 MJO phase별 발생 빈도와 강도를 살펴보았다. 발생 빈도는 BoM에서 제공하는 RMM 지수를 바탕으로 MJO의 각 phase 0.75 강도 이상으로 나타난 날 수를 각 카테고리에 해당하는 연도 수로 나눈 값이며, 강도의 경우 MJO phase 별 강도를 모두 평균한 것이다. 그림에서 확인 할 수 있듯이 Positive PC1과 Positive PC2 카테고리의 경우 MJO phase 별 발생 빈도와 강도에 큰 차이가 나타난다. 특히, Positive PC2 카테고리의 MJO는 phase 5-6-7에 집중되어나 나타나고 phase 1-2는 거의 나타나지 않는다. 이는 EOF 두 번째 모드 형성에 실제로 MJO phase 5-6-7이 영향을 미쳤음을 제시한다. 한편, Positive PC1 카테고리에서도 MJO phase별 발생 빈도와 강도에 차이가 나타나는데 이 경우 phase 3과 8이 우세한 반면 phase 5와 6이 억제된 특징을 보인다. 그러나 Negative PC1의 경우 특별히 MJO phase 별 경향이 나타나지 않는다.

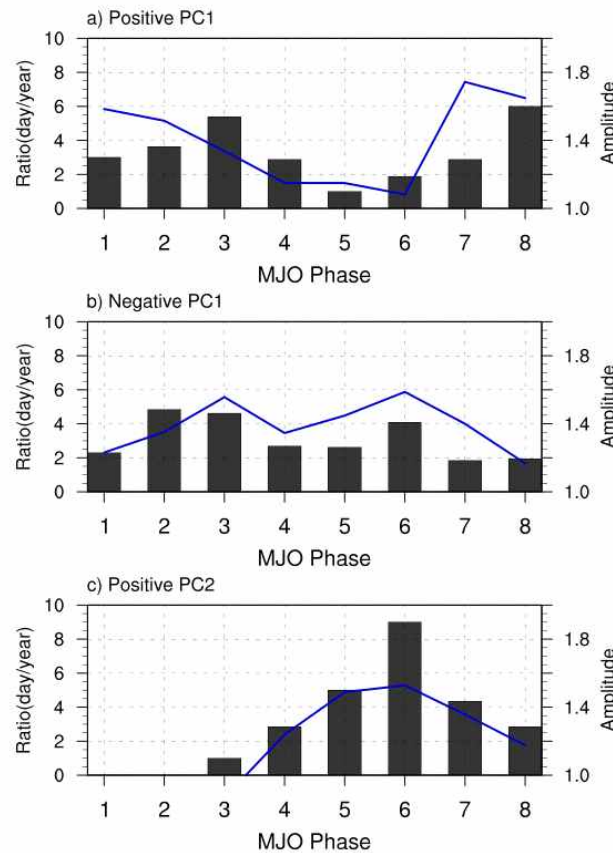


Figure 19. The occurrence frequency (black bar) and the amplitude (blue line) of MJO for 8 different MJO phases for (a) positive PC1, (b) negative PC1, and (c) positive PC2 categories.

Positive PC1과 Positive PC2 카테고리에서 MJO phase 별 발생 빈도가 다른 원인은 각각 동태평양 엘니뇨와 중태평양 엘니뇨의 발생과 관련 있는 것으로 보인다. 선행연구에 따르면 동태평양 엘니뇨가 발생하면 Maritime Continent 지역을 중심으로 서태평양의 대류활동이 억제되기 때문에 서태평양에 대류 활동 중심을 둔 MJO phase 4-6의 발생이 억제된다고 알려졌다 (Feng et al., 2014). 중태평양 엘니뇨와 MJO phase 별 발생 빈도에 대해서는 선행연구에서 다양한 의견들이 제시되고 있지만 대체로 중태평양 엘니뇨 최성기에 서태평양 지역에서 MJO 활동이 강화된다고 알려졌다 (Wang et al., 2018). 이는 동태평양 엘니뇨와 달리, 중태평양 엘니뇨의 경우 Maritime continent를 중심으로 한 대류 억제신호가 뚜렷하지 않고 따라서 서태평양에 대류 중심으로 둔 MJO의 발생 빈도가 증가할 수 있기 때문으로 해석된다.

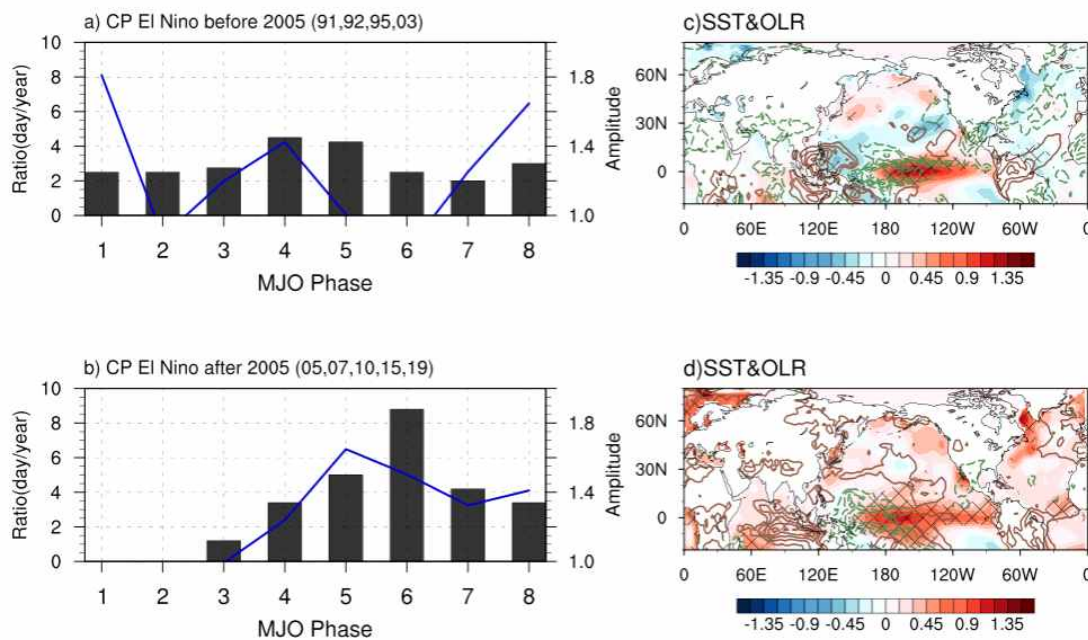


Figure 20. The occurrence frequency (black bar) and the amplitude (blue line) of MJO for 8 different MJO phases for the CP El Niño events occurred (a) before 2005 and (b) after 2005. Composite maps of SST (shading) and OLR (contour) anomalies during January for CP El Niño events occurred (c) before 2005 and (d) after 2005. Diagonal lines reflect a 95% confidence for composite SST anomalies.

위의 결과를 종합하면 인도양 대류 억제, 서태평양 대류 강화의 두 번째 EOF 모드는 중태평양 엘니뇨와 MJO phase 6-7의 복합적인 영향으로 형성된 것으로 해석된다. 하지만, 여기에서 또 한 가지 고려해야 할 점은 Positive PC2 카테고리에 속한 해들이 모두 2000년대 초반 이후에 나타난 중태평양 엘니뇨라는 것이다. 그러므로 2000년대 초반 이전과 이후에 나타난 중태평양 엘니뇨의 특징이 서로 다르고, 이러한 특징이 두 번째 EOF 모드에 영향을 미쳤을 가능성 역시 배제 할 수 없다. 이를 확인해 보기 위해 2005년 이전 중태평양 엘니뇨 (1991, 1992, 1995, 2003)와 이후의 중태평양 엘니뇨 (2005, 2007, 2010, 2015, 2019)의 MJO phase별 발생 빈도 및 강도 그리고 SST와 OLR 패턴을 살펴보았다. Figure 20에 나타난 것과 같이 MJO phase

6-7에서의 강화 현상은 2005년 이후의 중태평양 엘니뇨에서 뚜렷하게 나타나는 사례이다. 2005년 이전의 중태평양 엘니뇨에는 오히려 MJO 강도가 phase 5-6에서 상당히 약하게 나타난다. 그 원인을 SST와 OLR 패턴에서 살펴보면, 2005년 이전 중태평양 엘니뇨의 경우 서태평양에서 음의 해수면 온도 편차와 대류 억제 신호가 뚜렷하게 나타난다. 그러므로 서태평양에 대류 중심을 둔 MJO phase 5-6의 발생과 강도가 약하게 나타난다. 그러나 2005년 이후의 중태평양 엘니뇨의 경우 서태평양의 음의 해수면 온도가 나타나지 않고 열대 지역 전반적으로 양의 편차가 나타난다. 따라서 중태평양 엘니뇨로 인한 대류 억제 신호도 뚜렷하지 않으면서 MJO가 서태평양 지역에서 활발해지기 좋은 조건이 나타난 것으로 해석된다.

(6) 요약 및 결론

이 연구에서는 열대 인도-태평양 지역의 1월 대류 구조를 EOF 분석을 통해 두 가지로 분류하였다. 첫 번째 모드는 전형적인 엘니뇨 반응으로 Maritime Continent 지역에 대류 억제, 열대 중태평양 대류 강화 신호가 나타난다. 이에 따른 대기 반응 역시 Pacific-North America pattern으로 우리나라 지역에는 북서태평양 아열대 고기압이 영향을 미친다. 구체적으로는 북서태평양 아열대 고기압의 가장자리가 일본 남쪽에 위치하면서 우리나라 1월 기온은 대체로 평년과 비슷한 기온 특성을 나타낸다. 첫 번째 모드가 음의 phase 일 때, 즉 Maritime Continent 대류 강화, 열대 중태평양 대류 억제 신호는 라니냐 현상과 관련이 있으며 이 때 우리나라는 북서태평양 지역에서부터 발달한 저기압성 순환의 영향을 받아 저온 건조한 특징을 보인다. 한편, 두 번째 모드는 인도양에서 대류 억제, 서태평양에서 대류 강화 신호가 나타나는 데 이는 2000년대 초반 이후에 빈번하게 나타나는 특징이다. 이와 관련한 대기 순환 구조는 우리나라 지역을 중심으로 고기압성 순환이 나타나는데, 이에 따라 우리나라 1월 기후는 고온, 건조한 경향이 뚜렷하게 나타난다.

이 연구에서는 특히 두 번째 모드의 변동 메커니즘에 대해 자세히 살펴보았는데, 분석 결과 최근 서태평양의 음의 해수면 온도 편차 및 관련한 Maritime Continent 대류 억제 신호를 동반하지 않는 중태평양 엘니뇨의 발생으로 인해 MJO가 서태평양 지역에서 활발히 나타나 Phase 5-6-7의 발생이 증가하면서 나타난 것으로 분석되었다. 1월의 대류 구조 특징에 따라서 우리나라 기후 특성이 다르게 나타나는 연구 결과를 활용하여 우리나라 1월 기후 예측 및 분석 업무에 활용 가능하다. 특히 최근에 빈번하게 발생하는 두 번째 모드의 특성과 우리나라에 영향을 제시함으로써 1월 기후 특성 분석과 관련하여 주요 연구 자료로 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

다. 기후예측인자들의 최근 기간 예측성 변화 및 원인 분석

(1) 연구배경

계절예측 정보는 자연재해에 대한 대비, 장기적인 에너지 및 수자원 관리 등에 관련된 정책 수립이나 농업, 건설, 생산업 등 사회 경제적인 활동에서 중요하게 활용되고 있다. 정확한 예측정보에 대한 수요는 해마다 증가하고 있으며 전 세계적으로 많은 국가와 기관에서 예측 기술 향상을 위한 노력을 하고 있다. 계절예측은 기후모형 결과를 바탕으로 하지만 모형의 예측 결과만으로는 예보의 정확성이 떨어지기 때문에 현업기관에서는 과거 자료를 바탕으로 한 통계모형, 유사 사례 분석 등의 정보를 함께 활용하여 최종 예측 결과를 생산한다. 이 중 통계 모형은 다양한 기후감시 요소를 예측인자로 사용해 통계적인 방법으로 식을 구성하고 예측 값을 만들어 낸다. 현재 활용중인 예측인자들은 우리나라 기온 및 강수와 기후감시 요소간의 상관성을 바탕으로 개발되었으며 쉽고 간단한 방법으로 예측 정보를 얻을 수 있다는 장점이 있다. 그러나 과거 정보를 바탕으로 상관성이 높은 변수와 지역을 바탕으로 개발되었기 때문에 실제 예측 기간에 상관성이 달라진다면 예측성이 달라지는 한계가 있으며, 특정 시기와 고정된 지역의 값을 사용하기 때문에 예측인자가 설명하는 메커니즘과는 맞지 않음에도 큰 값을 만들어 낼 수 있다는 문제점이 있다. 따라서 이 연구에서는 현업에서 활용중인 예측인자들이 실제로 예측성이 높았는지 비교해보았으며 예측인자와 기온 및 강수의 상관성에 장기변화가 나타나는지를 살펴보고 상관성에 변화가 나타나게 된 원인에 대해 분석하였다. 또한 분석 기간을 최근 기간까지 늘려 기존에 예측인자가 발굴된 기간 이후의 최신 정보를 포함하도록 하였다. 이를 통해 계절 전망 생산 시 어떠한 예측인자의 정보를 더 믿을 수 있을지에 대해 판단하는 근거로 활용하고 우리나라 기온 강수와 예측인자들의 관계 변화에 대한 이해도를 높일 수 있을 것으로 기대한다.

(2) 자료 및 방법

분석에 사용한 우리나라 기온과 강수 자료는 기상청에서 제공하는 종관기상관측(Automated Synoptic Observing System, ASOS) 자료의 전국 45개 지점 평균값을 사용하였다. 지위고도는 National Centers for Environmental Prediction/National Center for Atmospheric Research (NCEP/NCAR) Reanalysis1 자료를 사용했다. 해수면온도와 상향 장파복사는 National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA)에서 제공하는 Extended Reconstructed Sea Surface Temperature (ERSST) V5, Optimum Interpolation Sea Surface Temperature (OISST) v2.1, Interpolated Outgoing Longwave Radiation 자료를 사용했다. 전구 강수 자료는 Global Precipitation Climatology Project (GPCP) version2.3 combined precipitation dataset, 눈덮임 자료는 Rutgers university Northern hemisphere weekly snow cover extent 자료를 사용했다. 북극 해빙자료는 NOAA/NSIDC (National Snow and Ice Data Center)에서 제공하는 Sea Ice Concentration version3와 Sea Ice Index version3 자료를 사용했다. 북극진동(Arctic Oscillation; AO), 북대서양진동(North Atlantic Oscillation; NAO), 대서양장주기진동(Atlantic Multi-decadal Oscillation; AMO) 지수는 NOAA Climate Prediction Center (CPC)와 Physical Sciences Laboratory (PSL)에서 제공하는 자료를 사용했다.

이 연구에서 사용한 예측인자는 실제 현업에서 활용중인 예측인자로 R&D를 통해 개발된 여름철 월별 기온 예측인자와(권민호 등, 2016) 장마강수 예측시스템의 강수 예측인자(권민호 등, 2014), APCC 연구과제(우성호, 2016)를 통해 개발된 겨울철 월별 기온 예측인자를 사용하였다. 각각의 예측인자가 설명하는 물리과정의 메커니즘은 장기예보 가이드스(기상청, 2018)와 R&D 보고서(권민호 등, 2016; 우성호, 2016) 등에 설명되어 있기 때문에 여기서는 따로 기술하지 않았다.

분석 기간은 사용한 자료의 공통기간인 1979/1980-2019/2020년이며 기후값은 1981-2010년 기간을 사용했다. 강수 예측인자는 장마강수 예측시스템이 1994년 이후의 자료로 개발되었기 때문에 1994-2019년 기간에 대해 분석하였다. 예측인자의 예측성을 평가하기 위한 방법으로는 3분위에 대한 예측 검증지수를 비교하였다. 3분위는 평년보다 높음/평년과 비슷/평년보다 낮음의 3가지 카테고리로 분류했는데 평년보다 높고 낮음은 기후값 기간의 표준편차에 0.43을 곱한 값을 평년 비슷범위의 기준($\pm 0.43\sigma$)으로 하여 판단했다. 예측 검증지수는 Probability Of Detection (POD), False Alarm Ratio (FAR) 를 사용했다. 상관성 변화를 보기 위해 이동상관(moving correlation) 분석을 하였고 합성장 분석, 회귀분석을 수행하였으며 분석기간을 두 기간으로 나누어 과거기간 (1979/1980-1999/2000)과 최근기간 (1999/2000-2019/2020)의 차이를 분석하였다.

(3) 기온 예측인자의 예측성

기온 예측인자는 여름철 6월, 7월, 8월과 겨울철 12월, 1월, 2월에 대해 월별로 3개씩 분석하였다. 각 예측인자에 대한 정보는 Table 3에 정리하였다. 기온과 예측인자의 예측성을 살펴보기 위해 기온과 예측인자를 평년 비슷범위를 기준으로 평년보다 높음, 평년과 비슷함, 평년보다 낮음의 3분위로 각각 분류했으며 Figure 21과 Figure 22에 산포도(scatter plot)를 나타내었다. 평년 비슷범위는 기후값 기간인 1981-2010년 기간의 표준편차에 ± 0.43 을 곱해준 값을 기준으로 하였다. 산포도에서 회색 영역은 기온과 예측인자의 평년 비슷범위를 나타내며 분홍색 영역은 기온과 예측인자가 동시에 평년과 비교해 높음/비슷/낮음에 해당하는 영역으로 이 영역에 위치한 점은 예측이 맞은 경우를 의미한다. 여름철과 겨울철 기온과 각 예측인자의 3분위 범주에 대해 해당 범주에 들어가는 해의 개수를 세어 3x3 분할표(contingency table)를 만들고 예측 검증지수를 계산해 예측인자의 예측성을 살펴보았다. 분할표의 예시로 Table 4에 6월 기온과 예측인자인 해수면온도 인자에 대한 값을 나타내었다.

Table 3. List of predictors for the monthly averaged temperature over Korea in the summer and winter season.

Mon	Predictor	Period of predictor	Area
Jun	Snow (Snow cover)	Mar	(103-123E, 45-50N)+(123-133E, 40-50N)
	Precip (Precipitation)	Apr	(185-200E, 35-20S)-(160-180E, 35-25S)
	SST (Sea surface temperature)	JAn	(145-180E, 10S-15N)
Jul	HGT500 (500-hPa geopotential height)	Mar	(10-40E, 25-45N)+ (60-90E, 20-50N)-(0-45E, 55-70N)
	HGT850 (850-hPa geopotential height)	Apr	(95-60W, 20-40N)-(105-65W, 50-65N)
	SST (Sea surface temperature)	Apr	(90-120E, 40-25S)+ (120-140E, 0-20N)-(90-110E, 10S-5N)
Aug	Precip (Precipitation)	Mar	(110-180E, 20-5S)
	Snow (Snow cover)	Apr	(105-135E, 48-60N)-(50-70E, 45-55N)
	SST (Sea surface temperature)	Feb	(110-145E, 20-0S)
Dec	SIC (Sea ice concentration)	Oct	(105-150E, 65-80N)
	Snow (Snow cover)	Oct last-1 st week	(0-180E, 25-60N)
	Δ SST (Sea surface temperature tendency)	Oct-Sep	(160-140W, 15-25N)+(90-110W, 5S-5N)
Jan	SIC (Sea ice concentration)	Oct	(50-80E, 78-82N)
	HGT500 (500-hPa geopotential height)	Oct	(80-120E, 70-80N)
	Δ SST (Sea surface temperature tendency)	Oct-Sep	(140-100W, 10S-5N)-(145-170E, 15S-5N)
Feb	SIC (Sea ice concentration)	Oct	(25-55E, 78-82N)
	SST (Sea surface temperature)	Oct	(75-55W, 35-50N)
	Δ SST (Sea surface temperature tendency)	Oct-Sep	(130-160E, 15-2S)

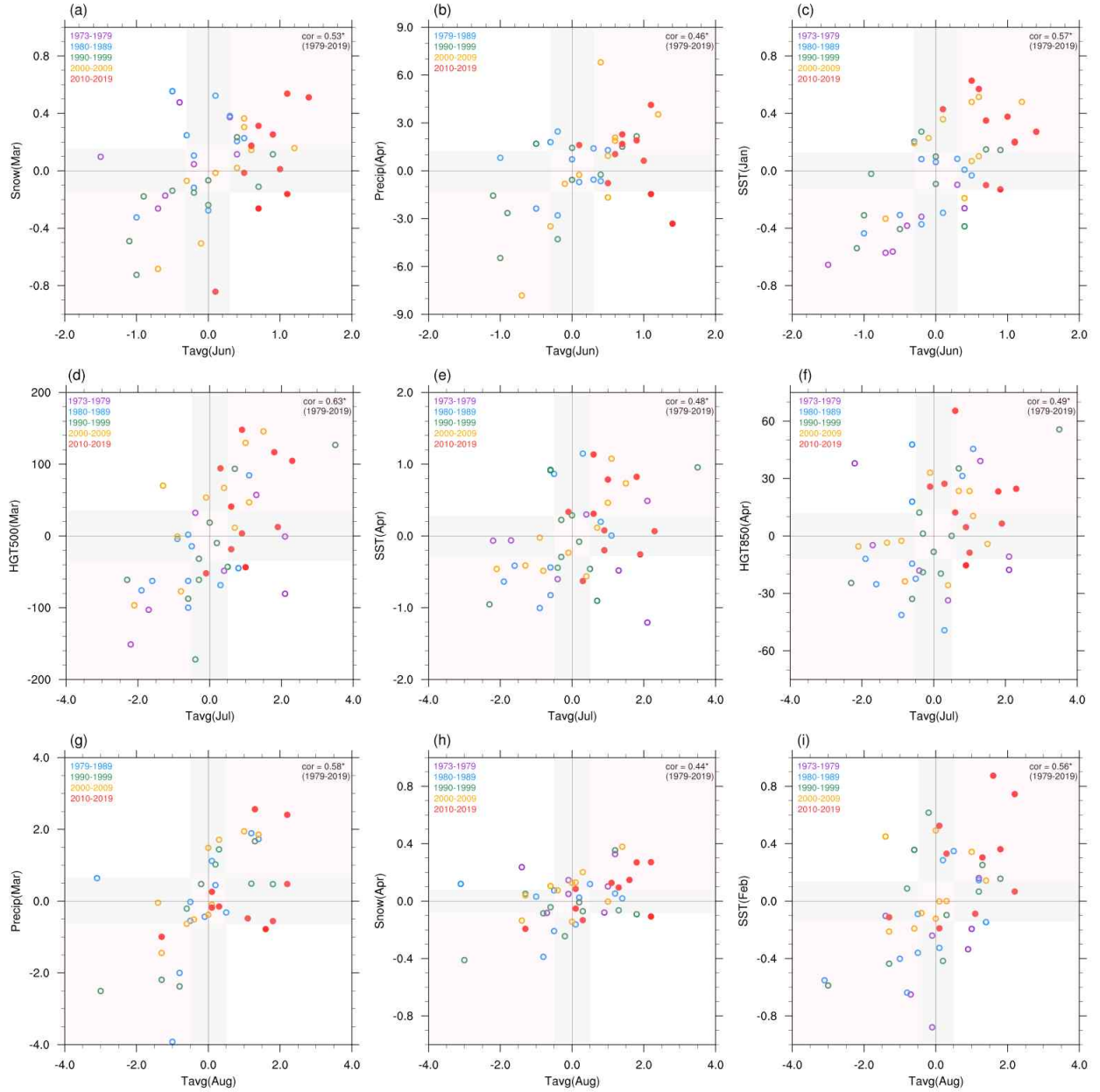


Figure 21. Scatter plots between monthly averaged temperature over Korea in summer season (x axis) and predictors (y axis). The pink area indicates where the prediction is correct. The gray area represents the normal range of the temperature and predictor.

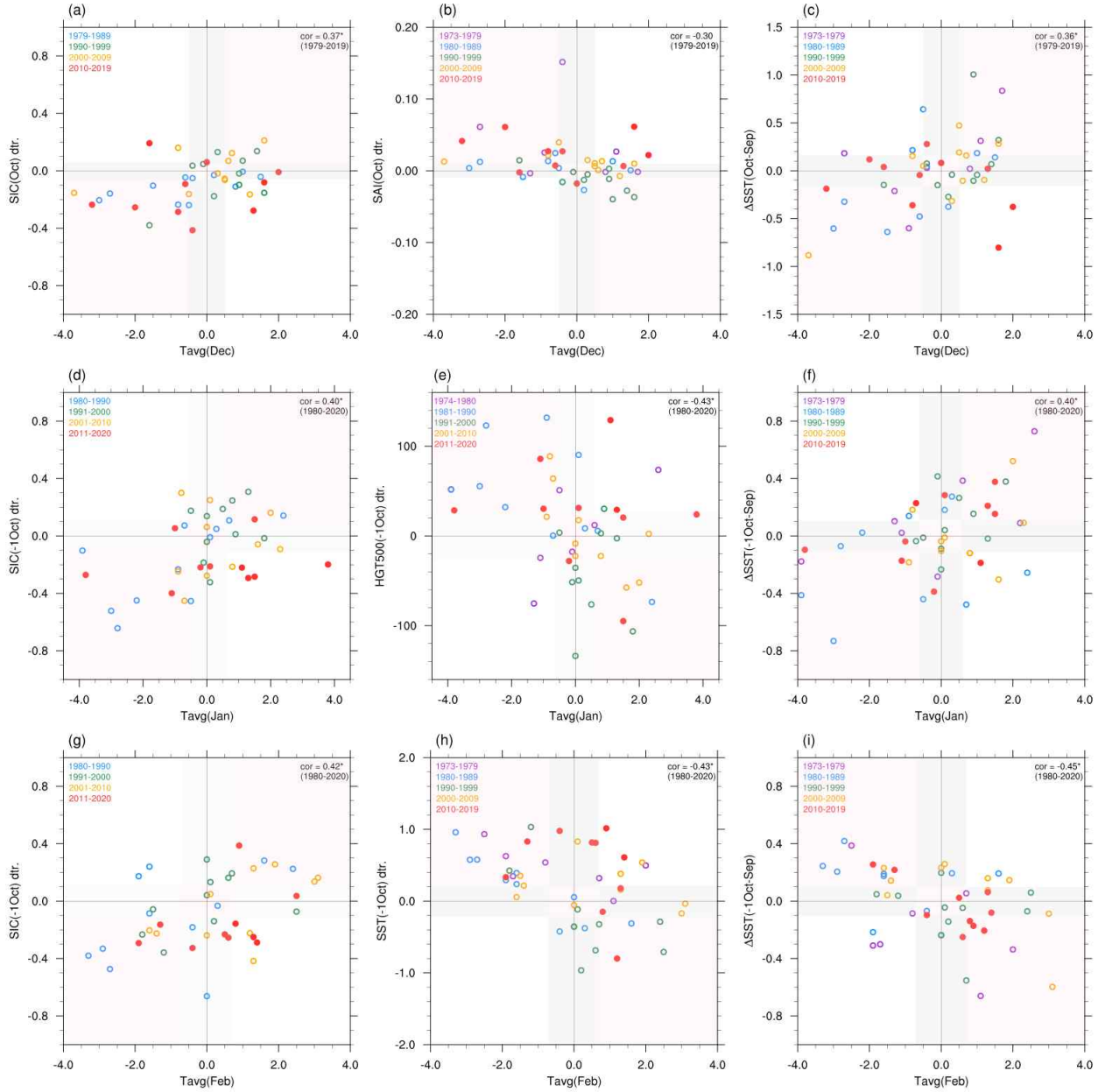


Figure 22. Scatter plots between monthly averaged temperature over Korea in winter season (x axis) and predictors (y axis). The pink area indicates where the prediction is correct. The gray area represents the normal range of temperature and predictor.

Table 4. Example of 3x3 contingency table for June temperature. The plus, zero, and minus symbols represent above normal, normal, and below normal respectively.

Predictor	observed Jun T			
	T(+)	T(0)	T(-)	Total pred
SST(+)	12	6	0	18
SST(0)	6	6	1	13
SST(-)	2	2	6	10
Total obs	20	14	7	41

Table 5는 여름철과 겨울철 기온 예측인자의 3분위에 대해 계산된 예측 검증지수를 나타내며 A는 기온이 평년보다 높음(Above), N은 평년과 비슷함(Near), B는 평년보다 낮음(Below)을 의미한다. 겨울철은 예측인자의 선형 트렌드가 강한 인자에 대해서는 트렌드를 제거한 후 계산된 값을 함께 나타내었다. 예측성은 기온과 예측인자의 3분위에 대한 POD, FAR 지수로 비교하였다. POD는 실제 관측에서 발생한 이벤트(평년보다 높음/비슷/낮음)에 대해 예측인자가 맞춘 비율을 의미하고 FAR은 예측인자가 예측한 이벤트에 대해 실제로는 발생하지 않은 비율을 의미한다. 따라서 POD가 높아도 FAR이 높으면 예측인자가 실제 발생한 이벤트를 탐지하는 잘 했으나 틀리게 예측한 비율도 높기 때문에 두 지수 값을 모두 만족해야 예측인자의 예측성이 높다고 볼 수 있으며, 실제 발생한 이벤트의 60% 이상을 탐지해내고 ($POD \geq 0.6$) 예측한 이벤트가 틀린 비율은 50% 이하인 ($FAR \leq 0.5$) 경우에만 예측성이 높다고 판단하였다. Table 5에서는 두 기준을 모두 만족한 경우를 빨간색으로 표시하였고 오른쪽에 3분위 중 어떤 경우에 예측성이 높았는지를 A,N,B로 표시하였다.

자료의 공통 기간인 41년 (1979/80-2019/20년) 기간에 대해 여름철 기온 예측인자의 예측성은 6월 기온에서 눈덮임(Snow) 인자가 기온 평년보다 높음에 대해, 해수면온도(SST) 인자가 평년보다 높음과 낮음에 대해 예측성이 높게 나타났다. 7월은 500hPa 지위고도(HGT500) 인자가 기온 평년보다 높음과 낮음에 대해, 해수면온도(SST) 인자가 평년보다 낮음에 대해, 850hPa 지위고도(HGT850) 인자가 평년보다 높음에 대해 예측성이 높게 나타났다. 8월은 강수(Precip) 예측인자가 기온 평년과 비슷과 낮음에 대해, 해수면온도(SST) 인자가 평년보다 높음과 낮음에 대해 예측성이 높게 나타났다. 여름철 기온 예측인자와 기온의 상관계수는 모두 0.4 이상으로 높았지만 3분위 예측성이 모든 인자에서 높게 나타나지는 않았다. 겨울철 기온 예측인자의 예측성은 12월 선형 트렌드를 제거한 해빙(SIC dtr.)인자가 기온 평년과 비슷과 낮음에 대해, 1월은 500hPa 지위고도(HGT500) 인자가 평년보다 낮음에 대해, 2월은 해수면온도(SST) 인자와 가을철 해수면온도 경향(Δ SST) 인자가 평년보다 낮음에 대해 예측성이 높게 나타났다. 겨울철 기온 예측인자는 가을철 해수면온도 경향과 1월의 500hPa 지위고도 인자를 제외하고는 선형

트렌드를 제거한 경우에만 기온과의 상관계수가 유의한 수준을 나타냈으며, 기온과의 상관계수 대부분이 여름철 인자에 비해 낮은 편이었다. 여름철과 겨울철 예측인자에서 3분위 세 구간 모두 예측성이 높은 예측인자는 없었으며 겨울철 예측인자는 대체로 여름철 인자보다 예측성이 낮았다.

Figure 21과 Figure 22에서 기온과 예측인자의 분포를 기간에 따라 다른 색으로 구분해 변화를 볼 수 있었는데, 빨간색으로 표시한 최근 10년의 분포에서 예측성을 살펴보았다. 최근 10년에는 3분위 분포가 고르지 않아 POD와 인자가 기온과 반대 부호를 나타낸 비율을 비교해 예측성을 판단했다. 최근 10년간 여름철 기온 예측이 비교적 잘 맞았던 인자는 6월 기온의 해수면온도(SST), 7월 기온의 500hPa 지위고도(HGT500), 해수면온도(SST), 850hPa 지위고도(HGT850), 8월 기온의 눈덮임(Snow), 해수면온도(SST) 인자가 평년보다 높은 기온 예측이 비교적 잘 된 편이었다. 6월 기온 예측인자인 눈덮임(Snow) 인자의 경우 전체 기간에서는 평년보다 기온 높음에서 예측성이 좋았으나 최근 10년에는 적중률이 절반으로 떨어지며 낮은 예측성을 보였다. 반면 8월 기온의 눈덮임(Snow) 인자는 전체 기간에서는 예측성이 낮았으나 최근 10년에는 예측성이 좋았다. 하지만 최근 10년간 여름철 기온은 대부분 평년보다 높았으며 특히 6월 기온은 평년보다 낮은 해가 없어 3분위 분포가 고르지 못하고 한쪽으로 치우쳤다. 겨울철 기온에서 최근 10년간 예측이 잘 맞았던 인자는 12월 기온의 해빙(SIC dtr.) 인자가 평년보다 기온 낮음, 1월 기온의 해수면온도경향(Δ SST) 인자가 평년보다 기온 높음, 500hPa 지위고도(HGT500) 인자가 평년보다 낮음, 2월 기온의 해수면온도경향(Δ SST) 인자가 평년보다 기온 높음과 낮음에 대해 비교적 예측이 잘 된 편이었다. 겨울철의 경우 예측인자가 평년보다 낮음 쪽으로 치우친 경향이 있었으며 특히 해빙인자는 선형 트렌드를 제거해도 평년보다 낮은 값을 보인 해가 많았으나 기온은 어느 한쪽으로 치우치지 않고 비교적 고른 분포를 보여 예측이 맞지 않은 경우가 많았다.

Table 5. List of verification scores, correlation coefficient, and predictability for the predictors of monthly averaged temperature over Korea in summer and winter season. The POD greater than 0.6 and the FAR less than 0.5 is indicated with red color. The correlation coefficient significant at the 95% level of confidence is indicated with blue color and asterisk. The predictability is represented with A, B, and N for above normal, normal, and below normal temperature respectively.

Mon	Predictor	POD (A/N/B)			FAR (A/N/B)			COR (79–19)	Predictability
Jun	Snow	0.6	0.43	0.71	0.29	0.54	0.55	0.53*	A
	Precip	0.5	0.43	0.71	0.38	0.57	0.55	0.46*	
	SST	0.6	0.43	0.86	0.33	0.54	0.4	0.57*	A,B
Jul	HGT500	0.63	0.38	0.67	0.29	0.58	0.47	0.63*	A,B
	SST	0.5	0.23	0.75	0.43	0.73	0.44	0.48*	B
	HGT850	0.63	0.23	0.58	0.38	0.73	0.5	0.49*	A
Aug	Precip	0.54	0.71	0.64	0.42	0.43	0.13	0.58*	N,B
	Snow	0.54	0.41	0.36	0.5	0.56	0.64	0.44*	
	SST	0.62	0.35	0.64	0.5	0.5	0.46	0.56*	A,B
Dec	SIC	0.47	0.31	0.46	0.5	0.67	0.6	0.19	
	SIC dtr.	0.33	0.62	0.77	0.38	0.38	0.5	0.37*	N,B
	SAI	0.27	0.31	0.54	0.56	0.73	0.59	-0.19	
	SAI dtr.	0.2	0.69	0.38	0.4	0.67	0.44	-0.3	
	Δ SST	0.27	0.46	0.54	0.56	0.7	0.42	0.36*	
Jan	SIC	0.27	0.29	0.67	0.69	0.5	0.6	0.07	
	SIC dtr.	0.33	0.29	0.67	0.5	0.67	0.58	0.40*	
	HGT500	0.33	0.43	0.75	0.5	0.57	0.47	-0.35*	B
	HGT500 dtr.	0.33	0.36	0.83	0.55	0.64	0.38	-0.43*	B
	Δ SST	0.47	0.43	0.33	0.53	0.54	0.69	0.40*	
Feb	SIC	0.36	0.29	0.69	0.62	0.5	0.55	0.14	
	SIC dtr.	0.5	0.21	0.69	0.46	0.57	0.57	0.42*	
	SST	0.29	0.07	0.62	0.69	0.83	0.64	-0.04	
	SST dtr.	0.36	0.21	0.92	0.58	0.67	0.4	-0.43*	B
	Δ SST	0.29	0.36	0.69	0.6	0.67	0.44	-0.45*	B

(4) 우리나라 기온과 예측인자의 상관성 변화

예측인자로 사용되는 인자들은 Table 5에서 볼 수 있듯이 기온과의 상관계수 0.3 이상으로 비교적 높은 상관성을 보였다. 그러나 이러한 상관성은 비교적 긴 기간을 분석했을 때 나타난 것으로 분석 기간과 시기가 달라지면 상관성이 다르게 나타날 수 있으며 상관성이 감소한다면 예측인자로서의 활용성은 떨어지게 되고 반대로 상관성이 증가한다면 그 예측인자가 주는 정보는 더 신뢰할 수 있을 것이다. Figure 23과 Figure 24는 여름철과 겨울철 기온과 예측인자의 이동상관 분석을 보여준다. 상관관계를 구하는 구간의 길이(15년, 21년, 31년, 41(39)년)에 차이를 주고 기간을 1년씩 움직이며 상관관계를 분석해 분석 기간 변화에 따른 차이를 나타내었다.

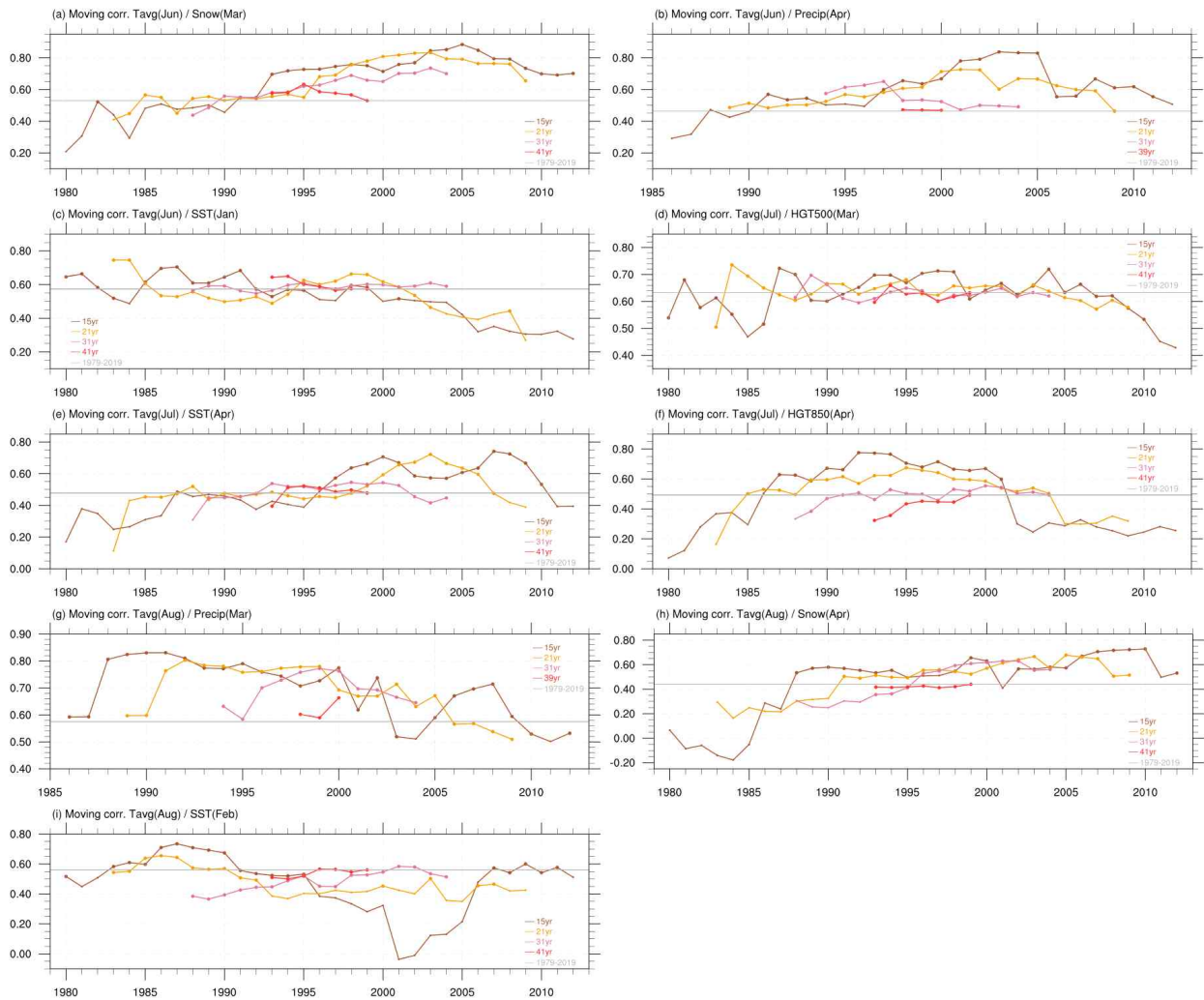


Figure 23. The moving correlations between the monthly averaged temperature over Korea in summer season and the predictors with 15-year (brown), 21-year (yellow), 31-year (pink), and 41(39)-year (red) windows. The big dot denotes the statistically significant value at the 95% confidence level. The gray solid line represents the correlation coefficient during the 1979-2019.

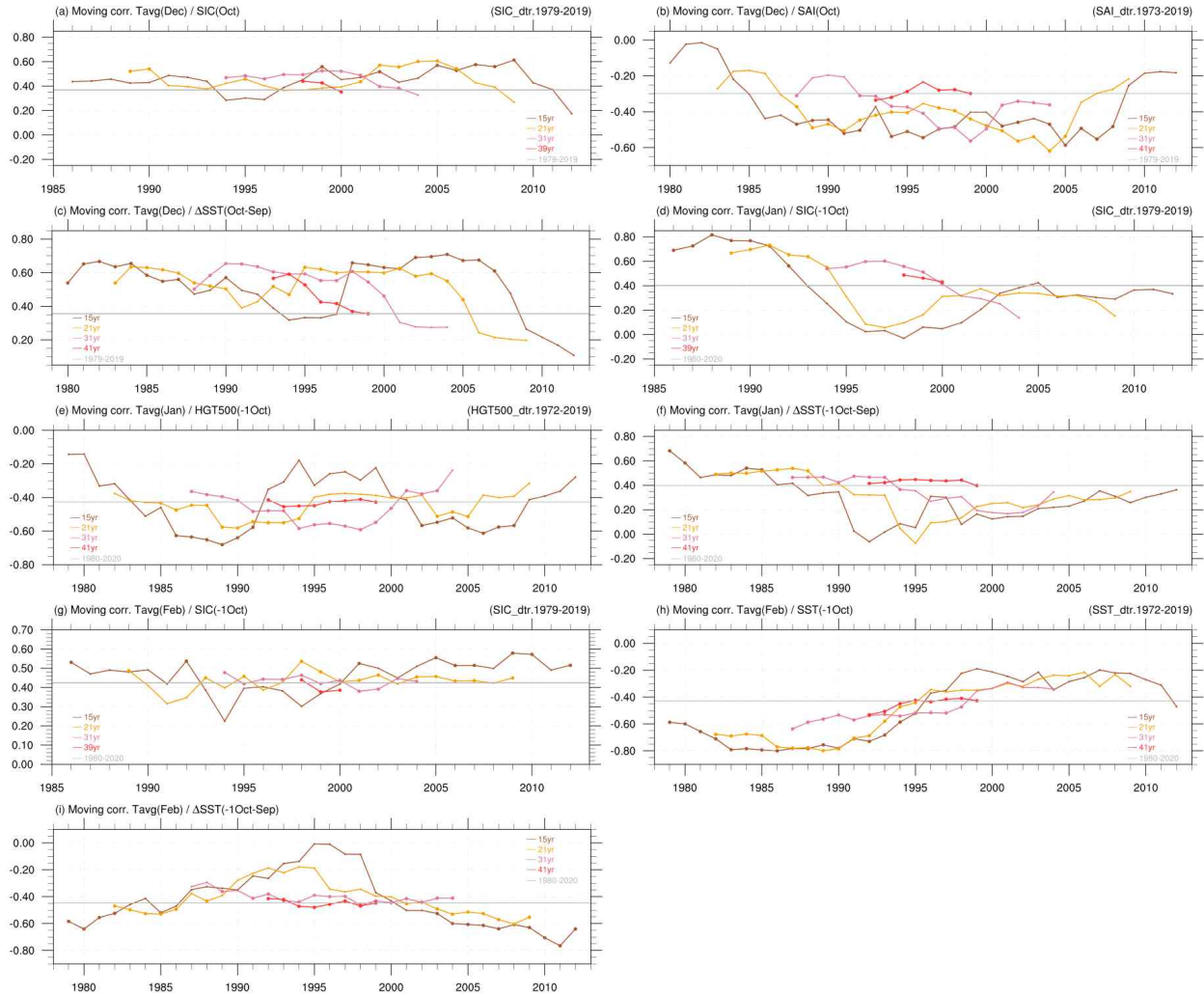


Figure 24. The moving correlations between the monthly averaged temperature over Korea in winter season and the predictors with 15-year (brown), 21-year (yellow), 31-year (pink), and 41(39)-year (red) windows. The big dot denotes the statistically significant value at the 95% confidence level. The gray solid line represents the correlation coefficient during the 1979/80-2019/20.

여름철 예측인자에서 6월 기온 예측인자의 경우 눈덮임(Snow) 인자는 과거에 비해 최근 들어 상관성이 증가한 반면 해수면온도(SST) 인자는 상관성이 감소하였다. 7월 기온 예측인자는 특정한 경향성 보다 변동을 보였는데 500 hPa 지위고도(HGT500) 인자는 비교적 일정한 상관성을 보이다가 최근에 상관성이 감소한 것으로 나타났고 해수면온도(SST) 인자는 약간의 증가 추세를 보였으나 최근에 다시 감소했다. 850 hPa 지위고도(HGT850) 인자는 상관성이 증가하면서 1990년대에 높은 상관성을 보였다가 이후 다시 감소하는 변동을 보여 변화가 크게 나타났다. 8월 기온 예측인자의 경우 강수(Precip) 인자는 과거 높은 상관성을 나타냈으나 점차 감소한 반면 눈덮임(Snow) 인자는 1990년대 이후로 상관성이 증가해 최근까지 비교적 높은 상관성을 나타냈다. 해수면온도(SST) 인자는 2000년대 상관성이 감소하는 시기는 있었으나 비교적 높은 상관성이 유지되었다. 과거 21년 기간(1979-1999)과 최근 21년 기간(1999-2019)을 비교했을 때 과거에 비해 상관성 증가가 비교적 잘 나타난 인자는 6월과 8월 기온의 눈덮임(Snow)

인자였고, 상관성 감소가 두드러지게 나타난 인자는 6월 기온의 해수면온도(SST)와 7월 기온의 850 hPa 지위고도(HGT850) 인자였다.

겨울철 예측인자는 여름철 인자보다 변화가 컸다. 12월 기온 예측인자에서 해빙(SIC) 인자는 최근에는 약간의 상관성 감소를 보이기는 했으나 대부분의 기간에서는 비교적 일정한 상관성을 보였다. 눈덮임 속도(SAI)의 경우 1990년대에서 2000년대 중반까지는 비교적 높은 음의 상관성을 나타냈다가 최근 상관성이 감소했고 해수면온도 경향(Δ SST) 인자 또한 2000년대 후반 이후로 상관성이 급격히 낮아지는 변화를 보였다. 1월 기온 예측인자는 구간의 길이와 시기에 따라 변동성이 달라졌다. 해빙(SIC) 인자는 비교적 높은 상관성을 보이다가 1990년대 후반 상관성이 매우 감소했으나 2000년대 후반부터 다시 증가한 경향을 보였으나 전체적으로는 과거에 비해 상관성이 감소했다. 500 hPa 지위고도(HGT500) 인자는 1980년대 후반과 2000년대 중반에는 높은 상관성, 1980년 중반과 1990년대, 2000년대 후반에는 낮은 상관성을 보이며 변화가 크게 나타났다. 그에 반해 해수면온도 경향(Δ SST) 인자는 비교적 일정한 상관성을 보였으나 과거에 비해서는 다소 감소하였다. 2월 기온 예측인자에서는 해빙(SIC) 인자는 다른 인자에 비해 비교적 일정한 상관성을 보였으나 해수면온도(SST) 인자는 과거에 비해 음의 상관성이 매우 감소하였고 해수면온도 경향(Δ SST) 인자는 1990년대 상관성이 감소했다가 이후 다시 증가하는 변화를 보였다. 겨울철 예측인자들은 선형 트렌드가 강했으며 기온과의 상관성이 트렌드를 제거했을 때 높았는데, 상관관계 변화는 트렌드를 제거하지 않은 경우에도 트렌드를 제거한 경우와 유사했다. 12월과 2월 기온의 해빙(SIC) 예측인자는 시계열에서는 큰 변화를 보이지 않아 가을철 해빙과 기온의 상관성에 변화가 없는 것처럼 보이지만 기온과의 상관관계를 북극 전 지역 분포에 대해 살펴보면 예측인자로 선정된 영역을 제외한 주변 지역에서는 상관성 변화가 크게 나타난 것을 볼 수 있었다.

앞에서 살펴본 기온과 예측인자의 상관관계 변화에서 상관관계가 감소하고 역학적으로 설명이 가능한 인자에 대해 분석 기간을 과거 21년(1979/1980-1999/2000년)과 최근 21년(1999/2000-2019/2020년)으로 나누고 두 기간에 상관성 변화가 나타나게 된 원인을 분석하였다. 사용한 자료의 공통 기간이 41년이고 1990년대 후반을 전후로 예측인자에 변화가 나타난 경우가 많아 앞뒤 21년씩 기간을 나누어 살펴보았다.

(가) 6월 기온과 서태평양 해수면온도 예측인자

6월 기온과 예측인자인 1월 서태평양 해수면온도(SST) 인자의 양의 상관관계는 최근 기간에 감소하는 경향을 보였다(Figure 23c, Figure25). Figure 26에 나타난 기온과 예측인자의 시계열을 보면 2000년과 2010년을 전후로 기온과 예측인자 부호가 반대인 시기가 있어 상관관계가 낮아졌는데 부호가 반대로 나타난 시기는 음의 PDO (Pacific Decadal Oscillation) 기간으로 예측인자가 1월 값을 사용하기 때문에 PDO의 영향이 반영된 것으로 보인다. 6월 기온은 2000년 이후로 대부분 평년보다 높았는데, 기온은 선형 증가 트렌드가 있으며 증가 트렌드는 2000년대 이후로 크게 나타났다. 예측인자도 마찬가지로 선형 증가 트렌드가 있어 2000년 이후로 양의 편차를 보인 경우가 많았으나 음의 PDO 기간에는 증가 트렌드가 다소 약해지고 음의 편차를 보이기도 해 기온과의 상관계수 감소로 나타났다.

예측인자 영역의 해수면온도 뿐만 아니라 전체적인 열대 태평양 해수면온도와 6월 기온의

상관관계 패턴에도 변화가 있었다. Figure 25에 나타난 6월 기온과 1월 해수면온도의 상관계수 분포에서 과거 기간에는 6월 기온이 높았을 때 1월에는 열대 서태평양은 따뜻하고 동태평양은 차가운 라니냐 패턴을 보였다. 1월 예측인자에 대한 6월 해수면온도와 지위고도의 회귀분석에서도 1월에 서태평양 해수면온도가 높았을 때 6월에 라니냐 패턴으로 이어지는 경향을 보이며 필리핀 동쪽 해수면온도가 높고 우리나라와 일본 주변으로 고기압성 순환이 형성되는 경향을 보였다(Figure 27a,b). 반면 최근 기간에는 6월 기온이 높았을 때 1월에는 열대 서태평양부터 동태평양까지 전체적으로 해수면온도가 따뜻했던 경향을 보였다(Figure 25b). 회귀분석에서도 과거와 달리 1월에 서태평양 온도가 높았을 때 6월에는 중태평양에서 해수면온도가 따뜻한 CP-엘니뇨 타입 패턴을 보였으며 서태평양 해수면온도 높은 지역이 과거에 비해 남동쪽으로 이동하고 열대 태평양에서 동서 간 온도차이가 나타나지 않으며 일본 남동쪽에 낮은 해수면온도와 한반도 주변으로 저기압성 순환이 형성되는 경향을 보였다(Figure 27c,d). 예측인자가 설명하던 역학과정인 1월에 서태평양이 따뜻했을 때 여름철 라니냐 패턴으로 이어지면서 우리나라 주변에 고기압성 순환이 형성되어 기온이 높아지는 과정에 변화가 나타나며 상관관계에 변화가 나타난 것으로 보인다.

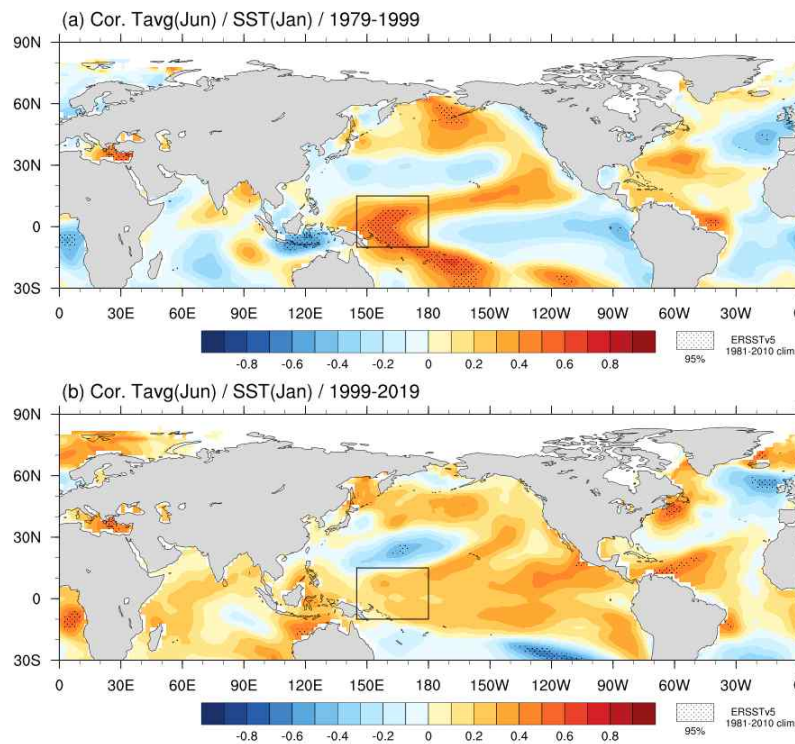


Figure 25. Correlation maps between the SST in January and monthly averaged temperature over Korea in June during the (a) 1979-1999 and (b) 1999-2019. Dots indicates statistically significant area at the 95% confidence level. The box is the area used for the predictor.

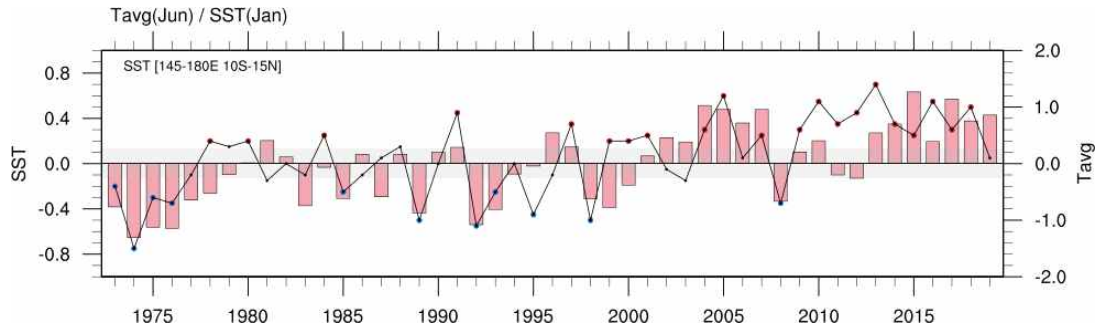


Figure 26. Time series of the predictor SST (bar) and monthly averaged temperature over Korea in June (line). The red(blue) dots indicate when the temperature is above(below) the normal range. The gray area represents the normal range of the predictor.

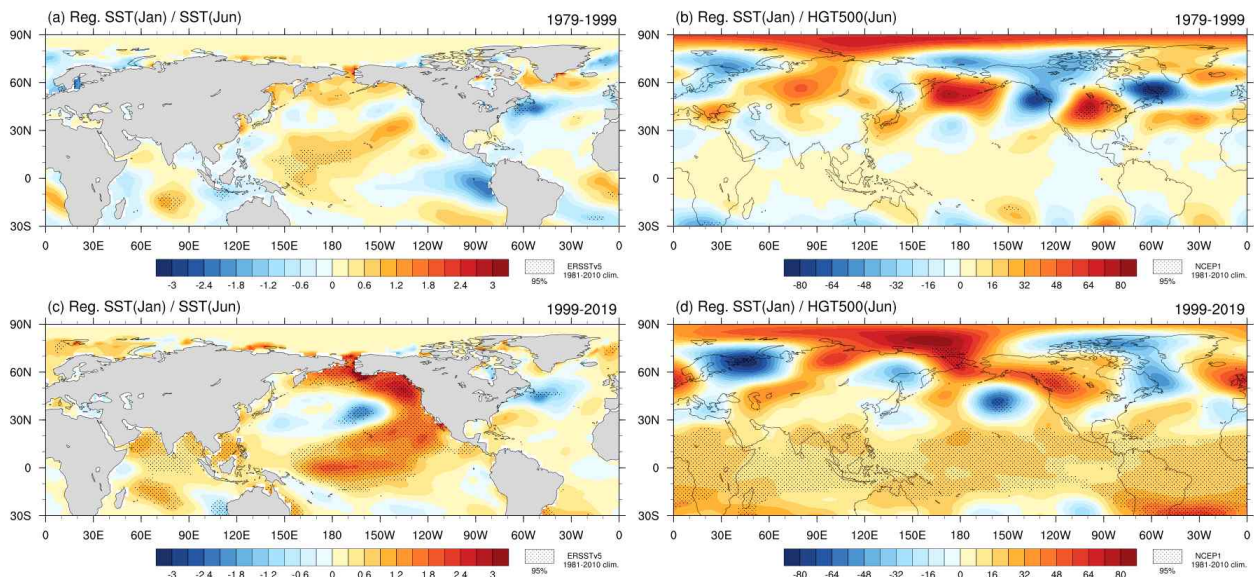


Figure 27. Regression maps of the June (a,c) SST and (b,d) 500-hPa geopotential height with respect to the predictor SST for the June Korean temperature during the (a,b) 1979-1999 and (c,d) 1999-2019. Dots indicates statistically significant area at the 95% confidence level.

(나) 7월 기온과 북대서양 지위고도 예측인자

7월 기온과 예측인자인 4월 북대서양 850 hPa 지위고도 양극패턴(HGT850) 인자의 양의 상관관계는 최근 기간에 감소하는 경향을 보였다(Figure 23f, Figure 28). Figure 29는 7월 기온과 예측인자의 시계열을 나타내는데 7월 기온은 2000년대 이후로 증가 트렌드를 보이며 평년보다 기온이 높았던 해가 많았으나 예측인자는 기온만큼 뚜렷한 증가 트렌드를 보이지 않았다. Figure 28에 나타난 7월 기온과 4월 850 hPa 지위고도의 상관계수 패턴에서도 최근에는 과거에 비해 뚜렷한 양극패턴이 나타나지 않았다. HGT850 인자는 봄철 열대 동태평양에서 라니냐 패턴의 해수면온도 구조를 보이면 북아메리카에 남쪽 고기압성/북쪽 저기압성 순환의 양극구조

가 유도되어 나타나고, 여름철 라니냐 패턴일 때 우리나라 기온이 높은 경향을 반영한 인자이다. Figure 30에 나타난 HGT850 인자에 대한 4월 850 hPa 지위고도와 해수면온도의 회귀분석에서 HGT850 인자가 양의 값을 나타냈을 때 과거 기간에는 양극패턴이 북아메리카 대륙 쪽에 위치하고 라니냐 형태의 해수면온도가 나타난 경향을 보인 반면 최근 기간에는 양극의 중심이 북대서양 쪽에 위치하고 동태평양에서 라니냐 패턴이 나타나지 않는 경향을 보였다. 따라서 최근에는 봄철에 양극패턴을 유도하는 기작에 변화가 있었던 것으로 볼 수 있으며, 봄철에 양극패턴이 나타나도 여름에 라니냐 패턴으로 이어지지 않는 경향을 보여 양극패턴과 여름철 라니냐의 관련성이 감소하면서 우리나라 기온과의 관련성도 감소한 것으로 보인다.

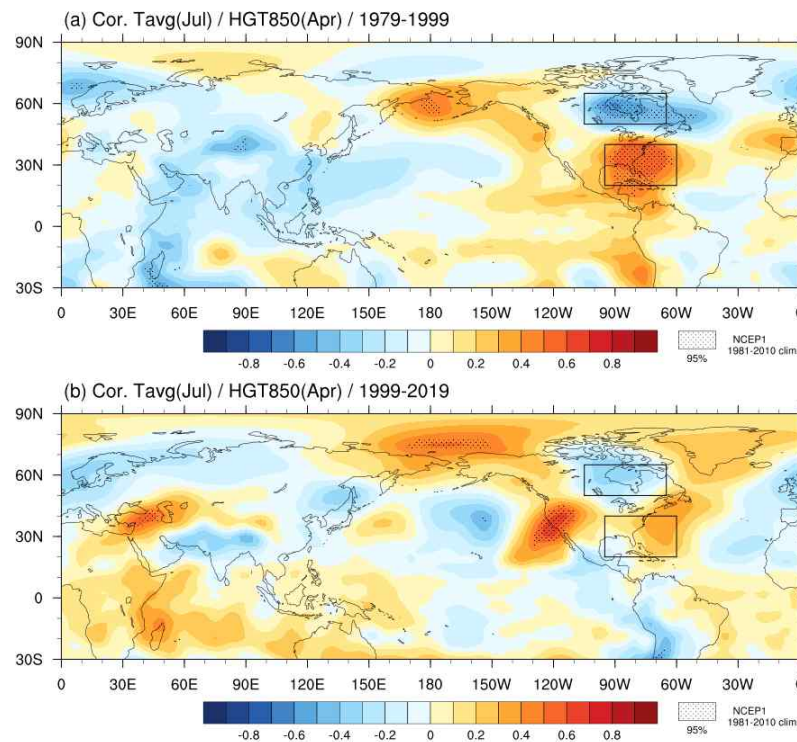


Figure 28. Correlation maps between the 850-hPa geopotential height in April and monthly averaged temperature over Korea in July during the (a) 1979-1999 and (b) 1999-2019. Dots indicates statistically significant area at the 95% confidence level. The box is the area used for the predictor.

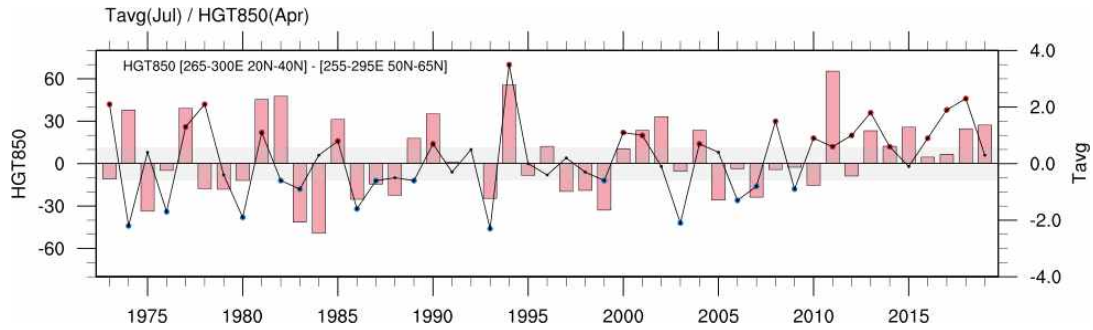


Figure 29. Time series of the predictor HGT850 (bar) and monthly averaged temperature over Korea in July (line). The red(blue) dots indicate when the temperature is above(below) the normal range. The gray area represents the normal range of the predictor.

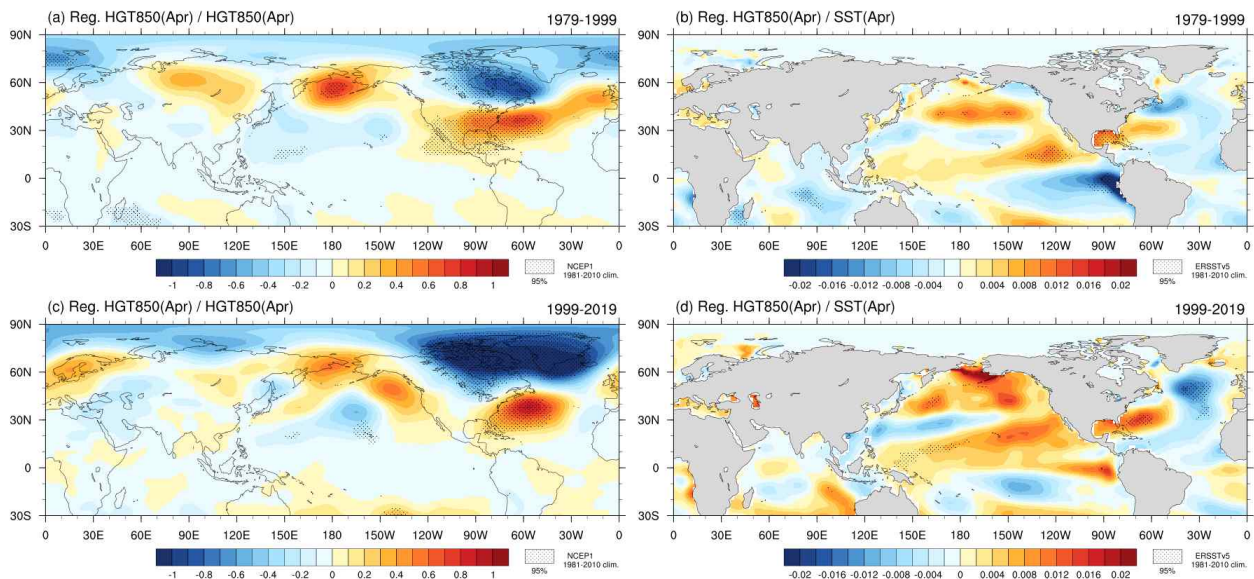


Figure 30. Regression maps of the April (a,c) 850-hPa geopotential height and (b,d) SST with respect to the predictor HGT850 for the July Korean temperature during the (a,b) 1979-1999 and (c,d) 1999-2019. Dots indicates statistically significant area at the 95% confidence level.

(다) 12월 기온과 동태평양 해수면온도 경향 예측인자

12월 기온 예측인자인 가을철 동태평양 해수면온도 경향(Δ SST) 인자는 가을철 해수면온도가 증가/감소했을 때 겨울철에 엘니뇨/라니냐 상태로 발달함을 고려한 인자이며 12월 기온과의 상관관계가 높게 나타난 적도와 아열대 영역의 합으로 이루어져 있다. 12월 기온과 이 인자의 양의 상관관계는 최근 기간에 감소하였는데(Figure 24c), Figure 31에 나타난 12월 기온과 가을철 해수면온도 경향의 상관관계 분포를 보면 적도 지역은 변화가 없는 반면 아열대 지역에서는 최근 기간에 상관관계가 반대 부호로 변화가 있었다. 12월 기온이 높았을 때, 과거 기간에 해수면온도는 9월에서 10월로 가면서 동태평양 전반적으로 증가하는 경향을 보였으나 최근 기

간에는 적도 동태평양 주변에서는 증가하나 중태평양에 가까운 아열대 지역에서는 반대로 감소하는 경향을 보였고 이는 예측인자와 12월 기온의 상관계수 감소에 영향을 준 것으로 보인다.

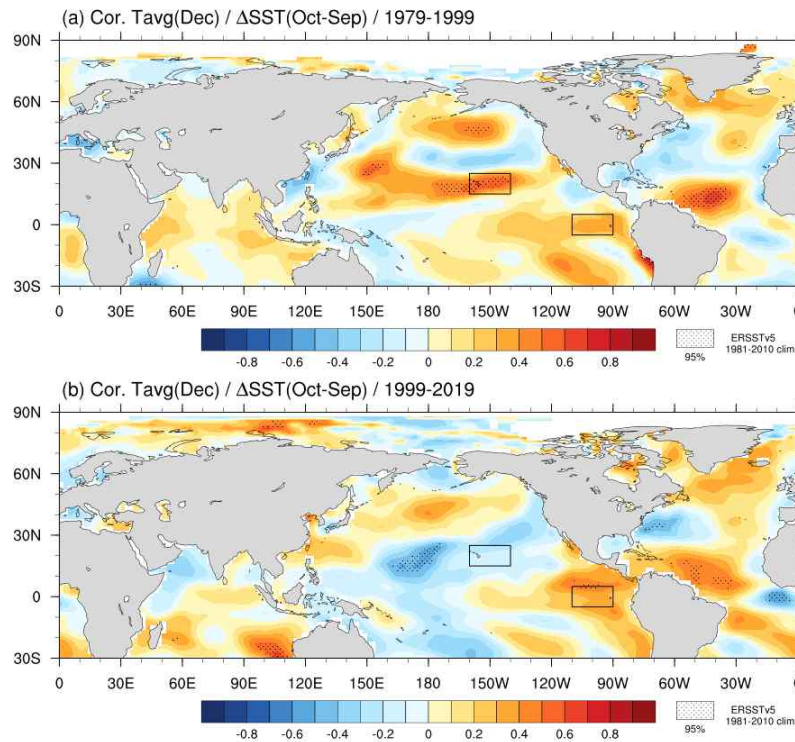


Figure 31. Correlation maps between the autumn SST tendency (October-September) and monthly averaged temperature over Korea in December during the (a) 1979-1999 and (b) 1999-2019. Dots indicates statistically significant area at the 95% confidence level. The box is the area used for the predictor.

예측인자를 적도 지역과(90-110W, 5S-5N; Figure32a,c) 아열대 지역(160-140W, 15-25N; Figure32b,d)으로 나누어 각각 12월 해수면온도에 회귀분석 해 보면 적도 지역 인자가 양의 편차일 때 12월에 엘니뇨 패턴이 최근 기간에도 나타난 반면 아열대 지역 인자가 양의 편차일 때 과거에는 엘니뇨 패턴을 보였으나 최근 기간에는 라니냐 패턴을 보였다. Figure 33은 엘니뇨와 라니냐 해 9월부터 12월까지 아열대 지역(160-140W)에서 평균한 해수면온도 합성장을 나타냈는데 예측인자의 영역(15-25N)에서 과거 기간에는 9월에서 10월로 가면서 해수면온도 증가 경향을 보인 반면 최근 기간에는 9월에 온도가 가장 높고 이후 점차 감소하는 경향을 보였다. 라니냐 해는 과거와 최근 기간에 큰 차이가 없었다. 따라서 최근 기간 가을철에 엘니뇨가 발달하는 패턴이 아열대 중태평양 부근에서 변화가 있었고, 엘니뇨/라니냐로의 발달 여부는 적도 지역 인자에만 반영된 것으로 나타났다.

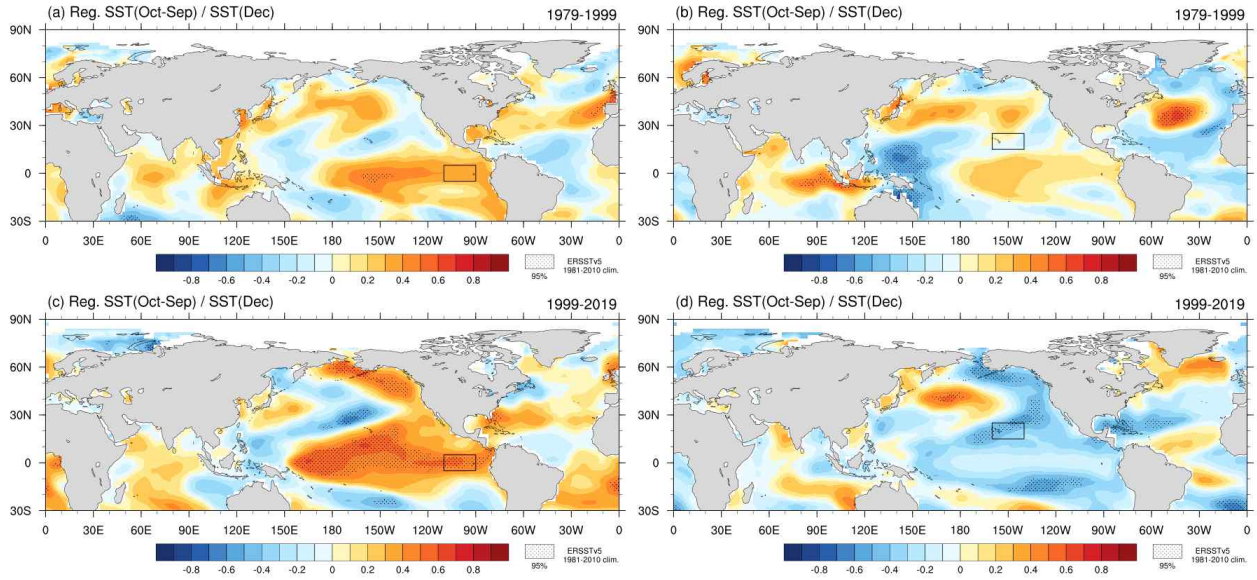


Figure 32. Regression maps of the December SST with respect to the predictor Δ SST for the December Korean temperature during the (a,b) 1979-1999 and (c,d) 1999-2019. The box indicates the area used for the predictor Δ SST. Dots indicates statistically significant area at the 95% confidence level.

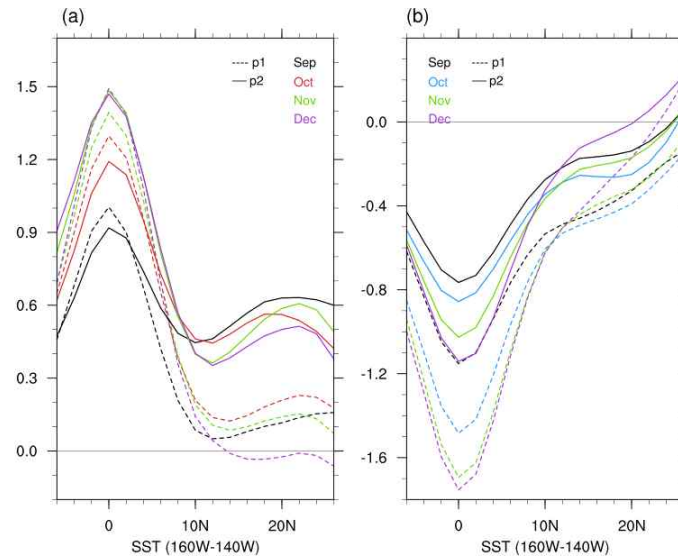


Figure 33. Composite of the SST averaged over the 160-140W for (a) El Niño and (b) La Niña years September to December. The dashed(solid) lines indicate the composite before(after) 2000 year.

한편, 12월 기온과 엘니뇨/라니냐의 관계에도 변화가 있었다. 2000년을 기준으로 이전과 이후시기로 나누어 우리나라 12월 기온을 살펴봤을 때 이전에는 엘니뇨 해에 기온이 높고 라니냐 해에는 기온이 낮은 경향이 뚜렷했으나 최근에는 이러한 관련성이 잘 나타나지 않았다.

관련된 순환장의 변화를 살펴보기 위해 Figure 34에 엘니뇨와 라니냐 해의 12월 OLR과 500hPa 지위고도 합성장을 두 시기로 나누어 나타내었다. 과거에 비해 최근의 엘니뇨 해 합성장에서는 대류 반응이 전체적으로 약해졌고 특히 동태평양과 중태평양의 대류 활발한 영역은 세기도 약해지고 영역도 좁아지는 차이가 있었다. 관련된 지위고도장에서도 우리나라 서쪽 중국 북동부까지 위치했던 고기압성 순환 영역이 최근에는 남동쪽으로 이동해 우리나라는 고기압성 순환의 가장자리에 위치해 영향이 줄어들 수 있는 구조를 보였다. 라니냐 해 합성장에서는 열대지역 대류활동은 큰 차이를 보이지 않았지만 관련된 지위고도장에서는 차이를 보였다. 과거에는 우리나라 동쪽으로 저기압성 순환이 위치해 북풍을 유도할 수 있는 구조를 나타냈으나 최근에는 저기압성 순환이 우리나라 북동쪽에 위치하고 티베트 주변으로 고기압성 순환이 위치하는 차이를 보였다. 그러나 최근 라니냐 해의 합성장은 통계적인 유의성이 떨어져 공통된 특징을 보이기보다 각 해별로 변동성이 큰 것으로 보인다. 과거에는 열대 대류활동과 관련해 기존의 연구에서 제시한(Son et al. 2014) 쿠로시오 고기압/저기압이 잘 나타나면서 온난한 남풍/차가운 북풍의 영향을 받는 구조가 잘 나타났지만 최근에는 이러한 구조가 잘 나타나지 못하게 되면서 기온과의 관련성이 감소한 것으로 보인다. 따라서 예측인자가 겨울에 엘니뇨 또는 라니냐로 발달여부를 잘 예측하더라도 최근에는 엘니뇨/라니냐와 우리나라 12월 기온의 관련성이 감소했기 때문에 기온과 인자의 상관성 또한 감소한 것으로 보인다.

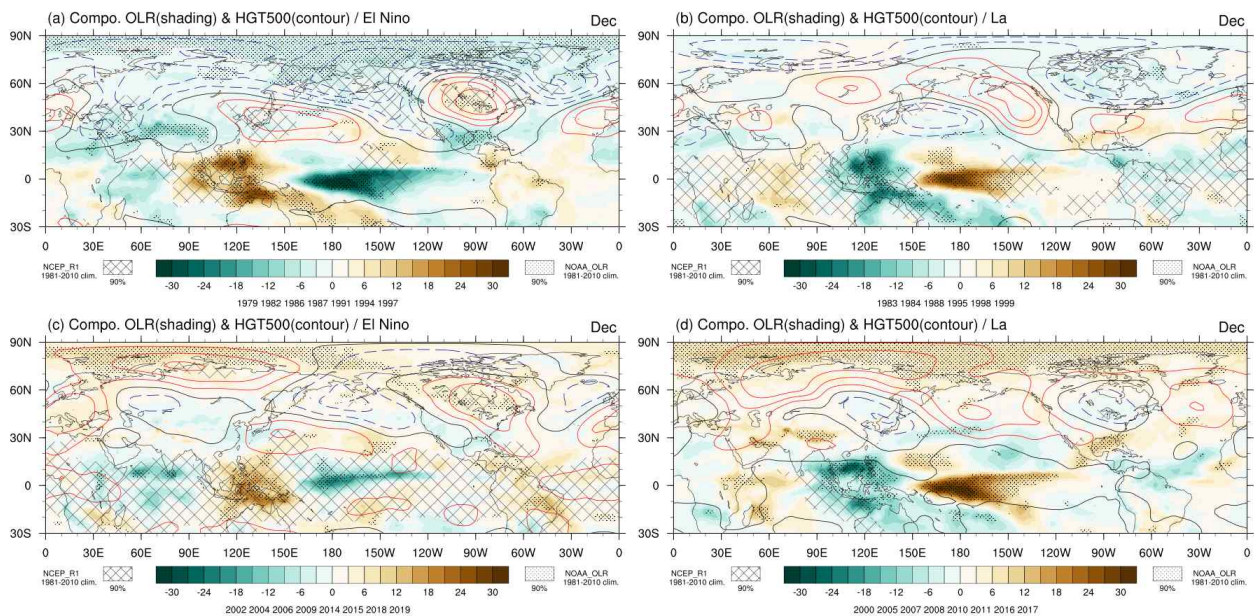


Figure 34. Composite of the (shading) OLR and (contour) 500-hPa geopotential height for the (a,c) El Niño and (b,d) La Niña years. Upper(lower) panel is the composite before(after) 2000 year. Dots and hatching indicate statistically significant area at the 90% confidence level for OLR and height respectively.

(라) 1월 기온과 북극 해빙 예측인자

1월 기온 예측인자인 10월 카라-바렌츠 해 북부지역 해빙(SIC) 인자와 1월 기온의 양의 상관관계는 과거에 비해 감소한 경향을 보였다(Figure 24d). 전체 41년 기간에서의 상관계수는 해빙 인자의 선형 트렌드를 제거한 경우에만 높게 나타났는데, 최근 기간에는 트렌드를 제거해도 상관계수가 과거에 비해 낮았다. Figure 35의 시계열을 보면 해빙 인자는 감소 트렌드가 강하고 특히 2007년 이후로는 계속해서 매우 큰 음의 편차를 보인 반면 1월 기온은 트렌드가 거의 없고 해빙 인자가 계속 음의 값을 나타낸 최근 기간에도 변동을 보여 기온과 해빙 인자의 상관성이 낮아졌다. Figure 36에 나타낸 과거 기간과 최근 기간의 1월 기온과 10월 북극 해빙의 상관계수 분포를 보면 예측인자 영역뿐만 아니라 북극 전체적으로도 상관성이 낮아진 것을 볼 수 있었는데, 과거 기간에는 바렌츠 해부터 척치 해 북부까지 북극 대부분의 지역에서 강한 양의 상관성이 나타났으나 최근 기간에는 이러한 양의 상관성이 사라지고 카라-바렌츠 해 북부 지역에서만 약한 양의 상관성을 나타냈다.

해빙 인자와 관련된 1월 지위고도장 변화를 살펴보기 위해 해빙 인자에 대한 1월 500hPa 지위고도장의 과거 기간과 최근 기간에 대한 회귀분석을 Figure 37에 나타내었다. 과거 가을철 해빙이 많았을 때 다음해 1월에는 북극에 저기압성 순환, 중위도에 고기압성 순환이 위치하는 양의 AO 패턴이 나타나는 경향을 보였으며 우랄산맥 부근에 저기압성 순환과 한반도 주변에 고기압성 순환이 위치해 우리나라는 고기압성 순환의 영향권에 들면서 기온이 높을 수 있는 패턴을 보였다. 반면 최근 기간에는 북극에 저기압성 순환이 과거에 비해 약하고 우랄산맥 부근까지 이어지지 못했으며 한반도 북쪽과 캄차카 반도 부근으로 고기압성 순환이 형성되어 우리나라는 고기압성 순환의 영향권에 들지 못하는 경향을 보였다.

Figure 38은 10월 북극 해빙과 겨울철 AO 지수의 상관계수로 21년 썩 기간을 나누어 살펴봤는데, 최근으로 올수록 상관계수가 감소해 가을철 적은 해빙과 겨울철 음의 AO 관련성이 최근에는 약해진 것을 볼 수 있었다. 한편 1월 기온에 대한 1월 지위고도 회귀분석을 해보면 기온이 높았을 때는 유럽 고기압~중앙 유라시아 북부 저기압~한반도 고기압으로 이어지는 파동 형태의 패턴이 과거 기간이나 최근 기간에 유사하게 나타났으나 최근 기간에는 북대서양에서 양의 NAO 패턴과 양의 AO 패턴이 강해진 것을 볼 수 있었다. 따라서 유라시아 파동 형태의 패턴은 최근에도 계속 1월 기온에 영향을 준다고 볼 수 있으며 NAO와 AO의 영향은 과거에 비해 강해졌다고 볼 수 있다. Figure 39는 1월 기온, NAO지수, AMO 지수, 1월 기온과 NAO지수의 이동상관관계를 나타낸 그림으로 1월 기온과 NAO지수의 이동상관계수가 최근 기간 증가한 것을 볼 수 있었다. 상관계수가 증가한 시기는 AMO 위상이 양의 위상으로 바뀐 시기와 유사해 AMO 위상이 달라지면서 우리나라 기온과 NAO와의 관련성에 변화가 나타난 것으로 보인다. 따라서 NAO/AO와 1월 기온은 최근에도 관련성이 높지만, 북극 해빙에 급격한 감소 추세가 나타나고 해빙과 겨울철 AO와의 관련성은 감소해 해빙 인자와 기온과의 상관성이 약해진 것으로 보인다. 최근에는 겨울철 기온 하강에 북극 해빙이 미치는 영향이 적다는 주장도 제기되어(Blakport et al. 2019) 예측인자로써 해빙의 역할에 대한 부분은 더 많은 연구가 필요하겠다.

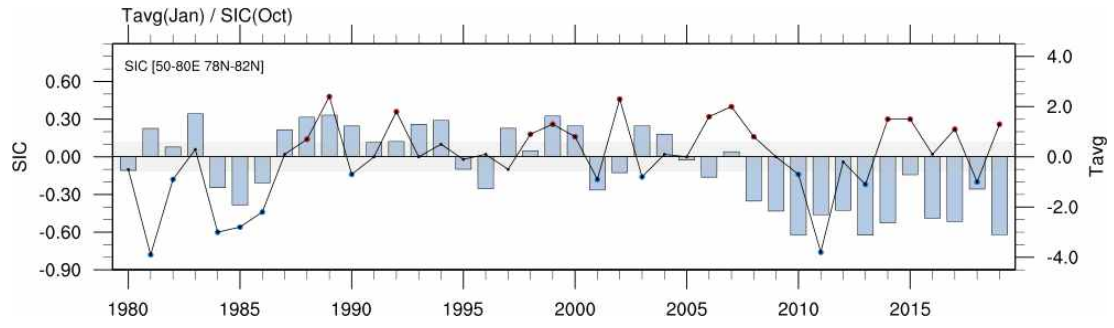


Figure 35. Time series of the predictor SIC (bar) and monthly averaged temperature over Korea in January (line). The red(blue) dots indicate when the temperature is above(below) the normal range. The gray area represents the normal range of the predictor.

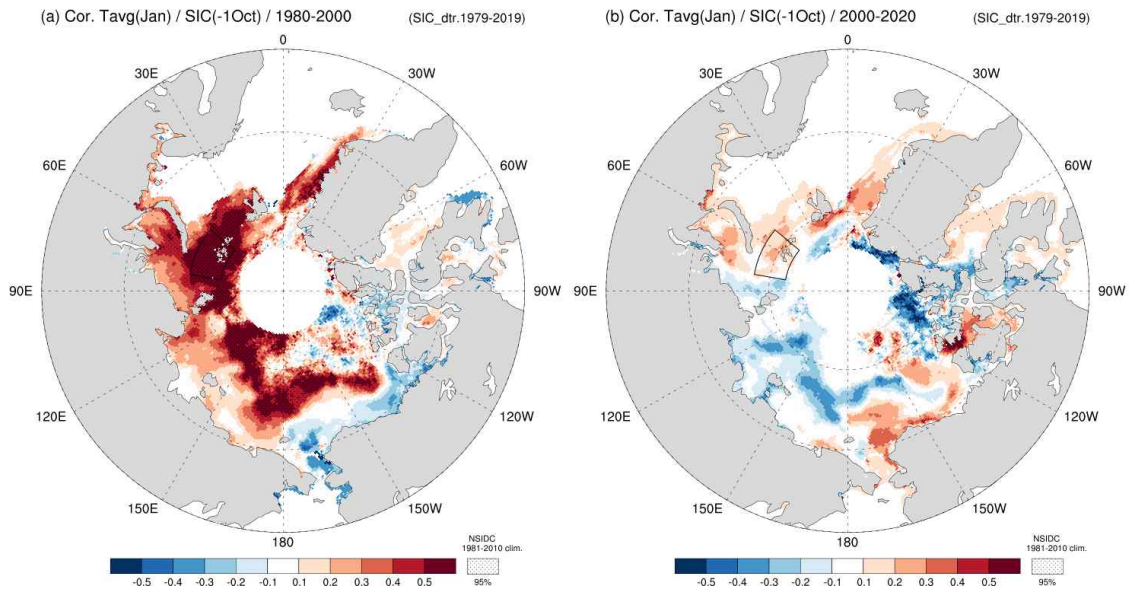


Figure 36. Correlation maps between the sea ice concentration in the previous year October and monthly averaged temperature over Korea in January during the (a) 1980-2000 and (b) 2000-2020. Dots indicates statistically significant area at the 95% confidence level. The box is the area used for the predictor. The linear trend of the SIC is removed before the calculation.

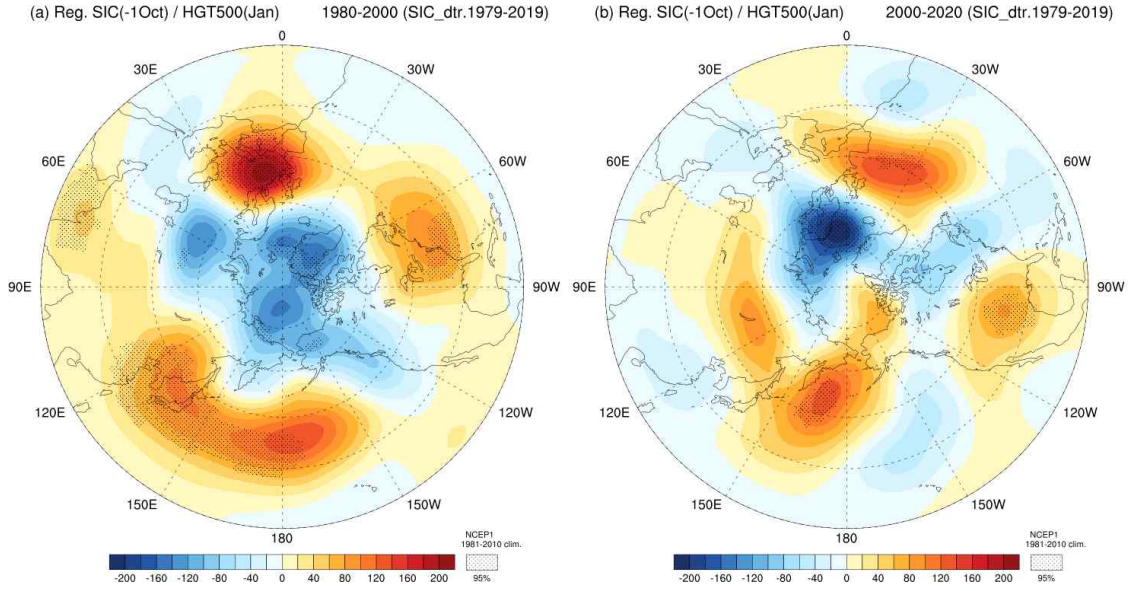


Figure 37. Regression maps of the January 500-hPa geopotential height with respect to the predictor SIC for the January Korean temperature during the (a) 1980-2000 and (b) 2000-2020. Dots indicates statistically significant area at the 95% confidence level. The linear trend of the SIC is removed before the calculation.

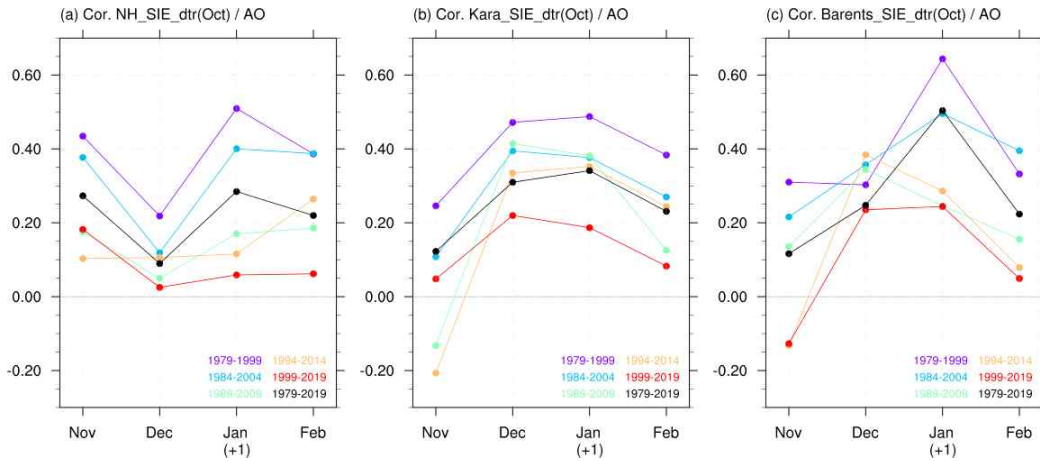


Figure 38. Correlation coefficients between the AO index in November to February and sea ice extent index in October averaged over the (a) Northern hemisphere, (b) Kara sea, and (c) Barents sea. The linear trend of the sea ice extent is removed before the calculation. Different color means the different correlation period.

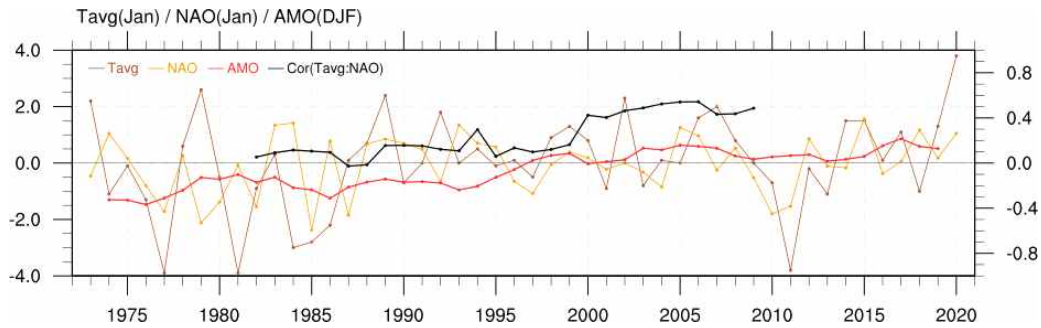


Figure 39. Time series of the (brown) monthly averaged temperature over Korea in January, (yellow) NAO index in January, (red) AMO index in winter season (December-February), and (black) 21-year moving correlation coefficient between the temperature and NAO index.

(마) 2월 기온과 북대서양 해수면온도 예측인자

2월 기온 예측인자인 10월 북대서양 걸프해류 지역 해수면온도(SST) 인자와 2월 기온의 음의 상관관계는 최근 기간 감소했다(Figure 24h). 앞서 해빙 인자와 마찬가지로 전체 41년 기간에서의 상관계수는 선형 트렌드를 제거한 경우에만 기온과의 상관관계가 높게 나타났으며 트렌드 제거 유무와 관계없이 과거 기간에는 유의한 상관성이 있었으나 최근 기간에는 상관성이 매우 낮아졌다. 2월 기온과 10월 해수면온도의 상관계수 패턴에도 변화가 있었는데 (Figure 40), 과거 기간에는 북대서양 서쪽 넓은 지역에서 음의 상관관계를 나타냈으나 최근 기간에는 북대서양 열대 지역부터 북극 방향으로 유의성은 낮으나 음~양~음으로 이어지는 패턴을 보여 2월 기온과 관련된 북대서양 해수면온도 패턴에 차이가 있었다.

기온과 예측인자의 상관관계 감소는 각각의 트렌드 변화와 관련되어 있다. 2월 기온과 북대서양 해수면온도 인자 모두 증가 트렌드가 있었는데 트렌드가 특히 강했던 시기에는 차이가 있었다. Figure 41은 2월 기온과 예측인자의 21년 이동 평균과 트렌드를 나타내는데 기온은 1980-90년대에 증가 추세가 강하고 이후로는 과거보다 평균적으로 기온이 증가한 상태에서 변동성이 크게 나타나는 형태를 보였다. 반면 예측인자인 해수면온도 인자는 90년대 후반을 경계로 음의 편차에서 양의 편차로 바뀌었으며 최근 들어 증가 추세가 강해졌고 2000년 이후로는 한차례의 제외하고 모두 양의 편차를 보여 기온과는 차이가 있었다. 해수면온도 증가는 트렌드는 AMO 위상 변화와 관련되어 있는데 Figure 39의 AMO 지수 시계열에서 90년대 후반 음의 위상에서 양의 위상으로 바뀌는 것을 볼 수 있으며 위상이 변한 시기에 예측인자 영역에서의 증가 트렌드도 강해졌다.

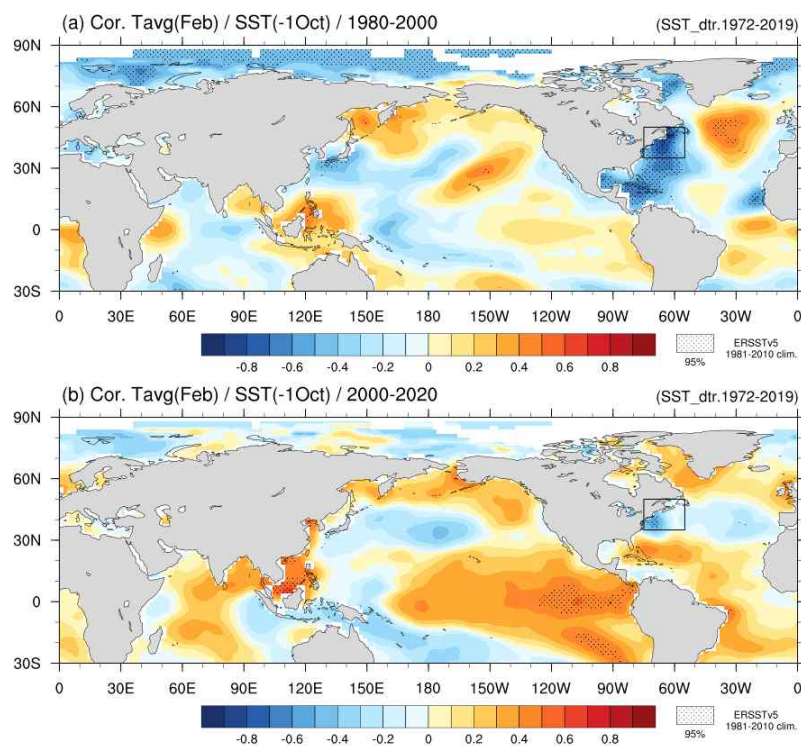


Figure 40. Correlation maps between the sea surface temperature in the previous year October and monthly averaged temperature over Korea in February during the (a) 1980-2000 and (b) 2000-2020. Dots indicates statistically significant area at the 95% confidence level. The box is the area used for the predictor. The linear trend of the SST is removed before the calculation.

북극 해빙과 해수면온도 인자의 관련성 감소 또한 2월 기온과 예측인자의 상관성 감소와 관련 있다. 북대서양 해수면온도 인자는 해수면온도가 겨울철 북극 해빙에 영향을 주고 해빙이 우리나라 기온에 영향을 주는 과정을 반영한 인자이다. 선행 연구에서는 10월 걸프해류 지역 해수면온도가 평년보다 높으면 바렌츠~북시베리아 해 까지 유라시아 북쪽 북극해에서 해빙이 적은 특징이 나타나며, 해빙 감소와 연관되어 북유럽 및 우랄산맥 부근에 고기압성 편차가 지속적으로 나타나고 한반도 부근 동아시아 기압골이 발달해 2월 기온이 낮은 경향을 보인다고 하였다(Ok et al. 2016; Sato et al. 2014; 우성호, 2016). 그런데 이러한 해수면온도와 해빙의 관련성은 최근 약해졌다. Figure 42에 10월 해수면온도 인자와 다음해 2월 북극해빙의 상관계수를 두 시기로 나누어 살펴보았는데 과거 기간에는 해수면온도가 높을 때 그린란드 동쪽부터 바렌츠 해 까지 해빙이 적은 음의 상관성을 보였고 특히 바렌츠 해에서 강한 음의 상관성을 보였다. 최근 기간에는 이러한 음의 상관성이 나타나지 않았고 오히려 양의 상관성을 보이는 지역도 있어 가을철 높은 해수면온도와 늦겨울 바렌츠 해 적은 해빙의 관계가 잘 맞지 않았다. 해수면온도 인자에 대한 2월 지위고도 회귀분석에서는(Figure 43) 과거 기간에는 해수면온도가 높았을 때 그린란드 동쪽으로 북유럽부터 우랄산맥 주변 지역까지 고기압성 순환이 나타나고, 풍하측인 동북아시아에는 한반도를 중심으로 하는 저기압성 순환이 위치하는 경향을 보이며

우리나라 기온이 추울 수 있는 패턴을 나타냈다. 하지만 최근 기간에는 이러한 경향이 약해져 북대서양에 고기압, 그린란드에 저기압성 순환이 위치하는 양의 NAO패턴이 나타나고 유라시아 대륙에는 우랄산맥 동쪽지역으로 약한 고기압성 순환이 위치하면서 과거처럼 동북아시아에 저기압성 순환이 강하게 발달하기는 어려운 패턴을 나타냈다. 따라서 해수면온도 예측인자와 북극 해빙의 관련성 감소, AMO와 관련된 해수면온도 트렌드의 영향으로 예측인자와 2월 기온의 상관성이 감소한 것으로 보인다.

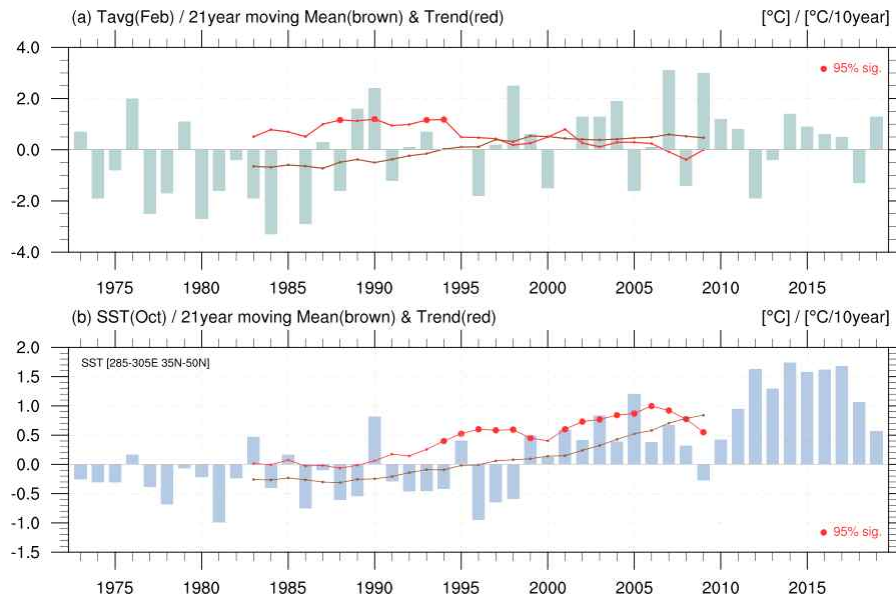


Figure 41. Time series of the (a) monthly averaged temperature over Korea in February and (b) predictor SST. The brown and red line represent the 21-year moving mean and linear trend of the temperature and SST respectively. The red dot denotes the statistically significant value at the 95% confidence level.

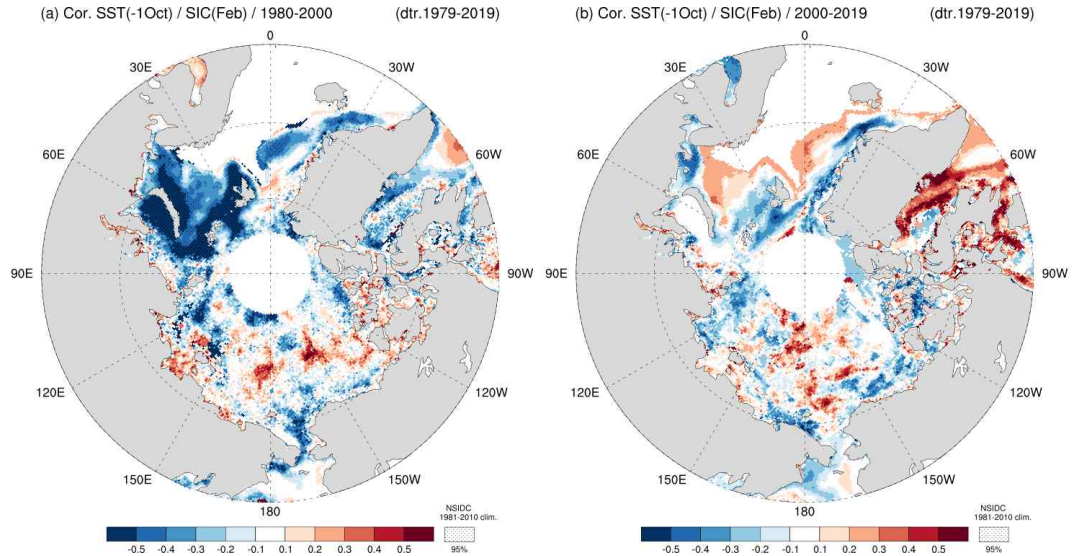


Figure 42. Correlation maps between the sea ice concentration in February and SST predictor for the February Korean temperature during the (a) 1980-2000 and (b) 2000-2020. Dots indicates statistically significant area at the 95% confidence level. The linear trend is removed before the calculation.

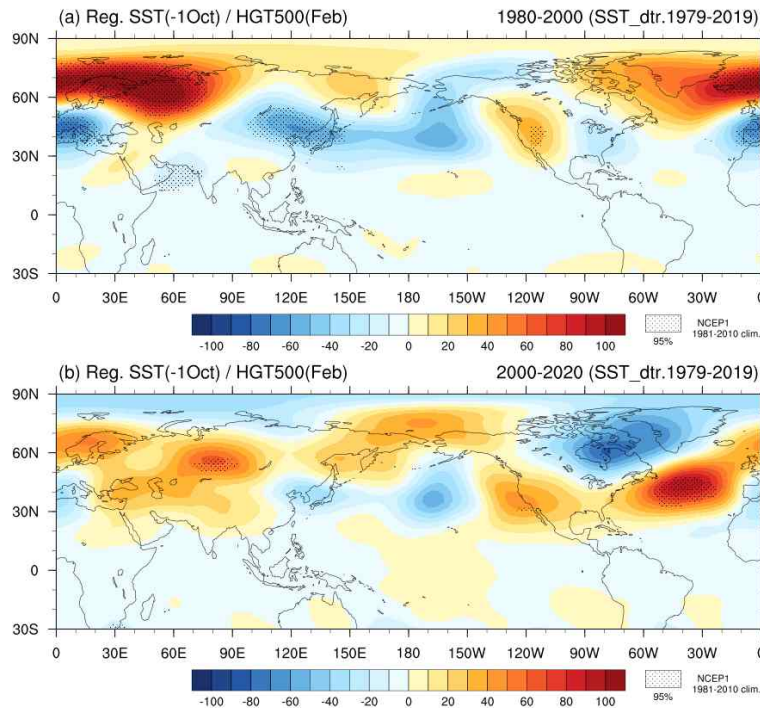


Figure 43. Regression map of the February 500-hPa geopotential height with respect to the predictor SST for the February Korean temperature during the (a) 1980-2000 and (b) 2000-2020. Dots indicates statistically significant area at the 95% confidence level. The linear trend of the SST is removed before the calculation.

(5) 장마강수와 예측인자의 상관성 변화

장마강수 예측 통계모델은 R&D 사업(권민호 등, 2014)에서 개발된 것으로 다양한 예측인자를 발굴해 장마강수 예측 식을 구축했다. 모델 구축에 관한 자세한 내용과 사용된 예측인자에 대한 내용은 관련 논문에서 서술되어 있다 (Lee and Seo 2013; Kim and Seo 2014; Kim et al. 2017). 이 연구에서는 선행 연구에서 개발한 장마강수 모델의 예측인자를 사용해 분석하였으며 Table 6에 예측인자의 영역과 기간에 대해 간략하게 정리하였다. 선행 연구에서는 4개의 장마강수 예측 식의 예측 값을 평균했을 때 예측 성능이 향상됨을 보였으며 장마강수 예측 식은 아래와 같다.

$$Prcp1 = +0.41NA + 0.46NPC - 0.40CNINO \quad [1]$$

$$Prcp2 = +0.49NA - 0.49NIO + 0.33BS \quad [2]$$

$$Prcp3 = +0.57NA + 0.33NPC - 0.41WNP \quad [3]$$

$$Prcp4 = +0.54NA - 0.39NIO + 0.42EUSC \quad [4]$$

Table 6. List of predictors for the Changma precipitation.

Variable	Predictor	Period	Area
SST	NA (North Atlantic)	4.6-4.25	(40W-15W, 55-60N)-(80W-40W, 30-45N)
	NPC (North Pacific Change)	(4.11-4.30) -(3.22-4.10)	(160-210E, 20-35N)
	CNINO (Central Pacific Nino)	4.1-4.20	(160W-140W, 15S-10N)
	NIO (Northern Indian Ocean)	4.16-5.5	(61-85E, 10-25N)
	BS (Bering Sea)	3.12-3.31	(175E-165W, 55-65N)
OLR	WNP (western North Pacific)	5.11-5.30	(110-140E, 0-20N)
Snow cover	EUSC (Eurasian snow cover)	3.1-5.31	(20-50E, 50-60N)-(100-130E, 50-60N)

장마강수 예측 식을 사용해 1994년부터 2019년까지의 장마강수를 재현해 Figure 44에 나타내었다. 그림에서 막대로 나타낸 장마강수는 6월 15일부터 7월 31일까지의 전국평균 누적 강수량을 사용하였고 1981-2010년 기후값을 제거한 편차를 나타내었다. 예측 값을 관측 강수량과 비교해보면 대체로 잘 맞았으나, 최근에는 부호는 맞았지만 건조 신호를 과대 모의한 경향이 있었다. 기온 예측인자와 마찬가지로 장마강수 예측 식에서 사용되는 각 인자들과 강수의 상관

성 변화를 살펴보았다. 장마기간 강수량과 강수 예측인자의 이동상관 분석에서 북대서양 해수면온도(NA), 열대중태평양 해수면온도(CNINO), 북서태평양 대류활동(WNP) 인자는 약간의 변화는 있었으나 비교적 높은 상관관계가 분석 기간 동안 유지되었다. 반면 북태평양 해수면온도변화(NPC), 베링 해 해수면온도(BS), 유라시아 눈덮임(EUSC) 인자는 최근기간에 강수와의 상관성이 감소했으며 북인도양 해수면온도(NIO) 인자는 상관성이 증가하는 경향을 보였다. 최근의 과대 건조신호에 영향을 준 인자를 알아보기 위해 상관관계 변화가 비교적 크게 나타난 봄철 북태평양 해수면온도변화 인자와 북인도양 해수면온도 인자에 대해 살펴보았다.

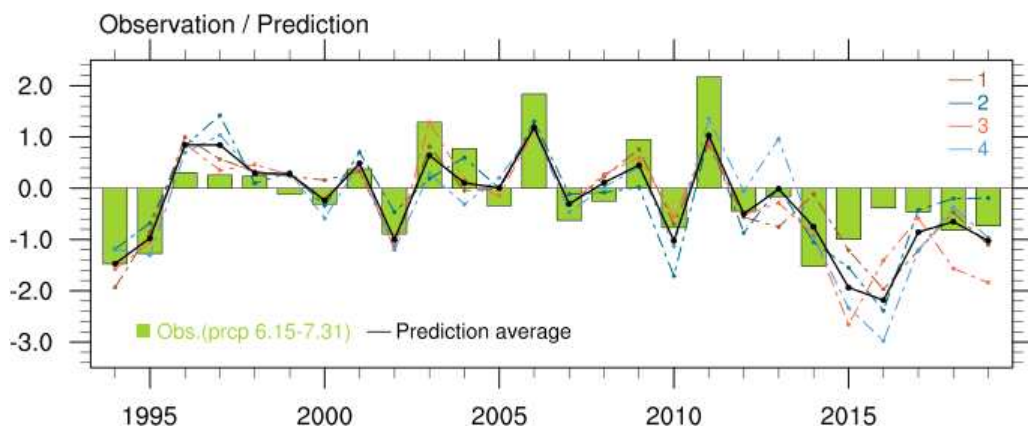


Figure 44. Time series of the observed and predicted precipitation anomalies for each model (color line) and average of the four model (black line).

장마강수 예측인자인 북태평양 해수면온도변화(NPC) 인자는 봄철 북태평양에서 해수면온도가 증가하는 경향을 보이면 장마기간 쿠로시오 해류 지역의 따뜻한 해수면온도로 인해 일본 부근에 고기압성 순환이 형성되고 한반도 남쪽에 남풍계열 바람이 유입되어 장마강수 증가에 기여하는 과정을 반영한 인자이다 (Lee and Seo 2013). Figure 45에 장마 강수와 북태평양 해수면온도변화 인자, 두 시계열의 이동 상관관계를 나타냈는데 최근에 상관관계가 다소 약해진 것을 볼 수 있었다.

장마강수는 분석기간이 비교적 짧고 최근에는 강수가 적었던 해가 대부분이었기 때문에 강수가 적었던 2010년대를 중심으로 기간을 나누어 예측인자의 부호에 따라 합성장을 살펴보았다. Figure 46은 북태평양 해수면온도변화 인자가 양의 값, 즉 해수면온도가 증가했던 해의 합성장을 나타냈다. 봄철 북태평양 해수면온도가 증가했을 때 과거 기간에는 일본 남쪽에서 북태평양까지 고기압성 순환이 위치했고 이로 인해 한반도 남쪽에 남풍계열 바람이 유입되어 장마강수 증가에 기여할 수 있었다. 그러나 최근 기간에는 일본 남쪽에 고기압성 순환은 나타나지 않고 바이칼 호 주변에 고기압성 순환이 위치하면서 강수가 많이 내리기 어려운 패턴을 보였다. 북태평양 해수면온도변화 인자의 부호에 따라 이후의 해수면온도 경향을 살펴보면 인자가 양의 값을 보인 경우 이어지는 여름철에도 해수면온도가 높은 경향을 보였다. 그러나 인자가 음의 값을 보인 경우에도 여름철 해수면온도는 대체로 따뜻한 경향을 보여 봄에 해수면온

도가 감소하면 장마기간 쿠로시오 해류 지역 해수면온도가 낮은 관련성이 잘 맞지 않았다. 이는 북태평양에는 해수면온도 증가 트렌드가 있어 봄에 해수면온도가 증가 감소하는 것과는 관계없이 최근에는 대체로 온도가 평년보다 높은 상태를 나타냈기 때문으로 볼 수 있으며, 봄철 해수면온도가 증가했을 때 고기압성 순환이 형성되면서 남풍이 유입되는 관계도 잘 맞지 않게 된 것으로 보인다.

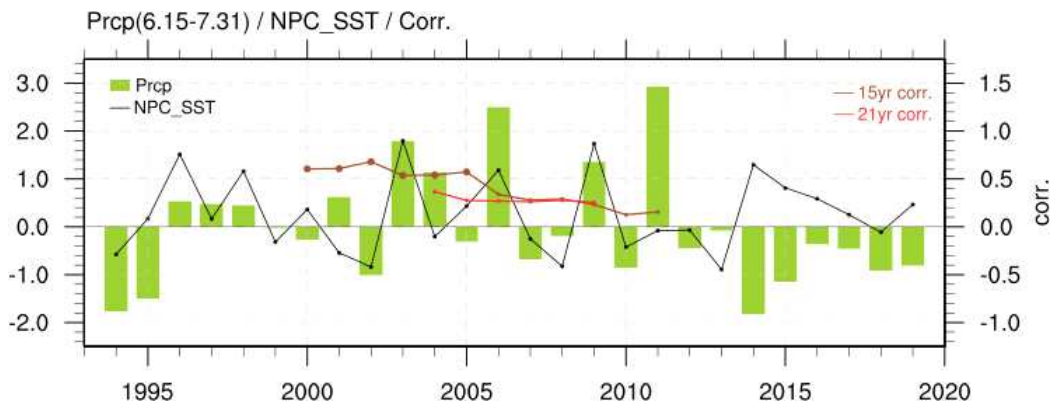


Figure 45. Time series of the precipitation anomalies (bar), predictor NPC_SST (black line), and moving correlation between the precipitation and predictor (color line). The brown is for 15-year window and red is for 21-year window. The big dot denotes the statistically significant value at the 95% confidence level.

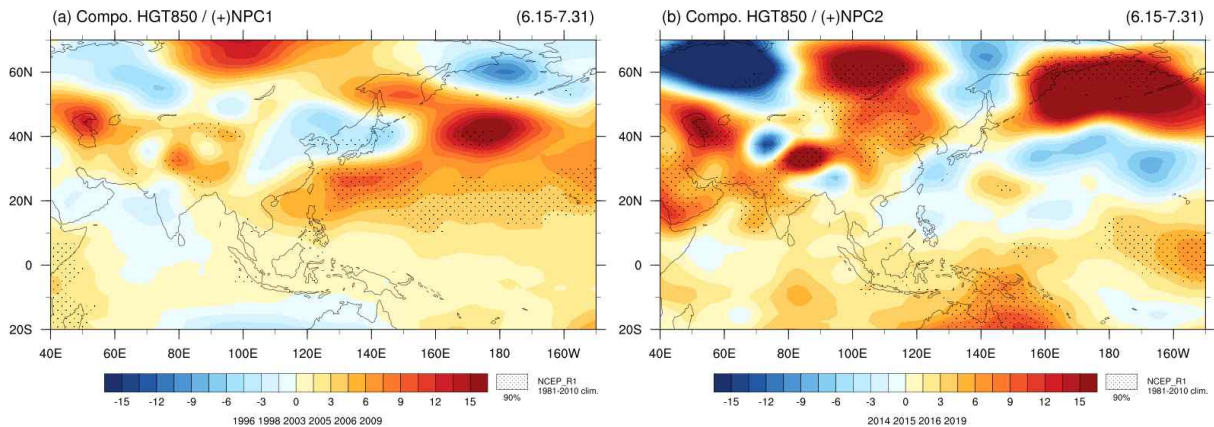


Figure 46. Composite maps of the 850-hPa geopotential height anomalies for the positive NPC_SST years (a) before and (b) after 2010 year. Dots indicates statistically significant area at the 90% confidence level.

북인도양 해수면온도(NIO) 인자는 봄철 북인도양 해수면온도가 낮으면 장마기간 중국 내륙과 남중국해에서 북서태평양 지역으로 저기압성 순환이 형성되고 한반도 남쪽에 남풍계열 바람이 유입되어 강수 증가에 기여함을 반영하고 있다(Kim and Seo, 2014; Kim et al. 2017).

Figure 47은 장마 강수와 북인도양 해수면온도 인자의 이동 상관관계를 나타냈는데 과거에 비해 최근에 음의 상관관계가 다소 강해진 것을 볼 수 있었다.

북태평양 해수면온도변화 인자와 마찬가지로 2010년대를 중심으로 기간을 나누어 예측인자의 부호에 따라 합성장을 살펴보았다. Figure 48에 봄철 북인도양 해수면온도 인자가 양의 값이었던 해의 합성장을 나타냈는데 북인도양이 따뜻했을 때 과거에는 남중국해에 고기압성 순환이 위치해 강수가 적은 패턴을 보였으나 최근기간 합성장에서는 바이칼 호 주변에 고기압성 순환이 위치하면서 강수가 많이 내리기 어려운 패턴을 보였다. 두 합성장의 순환장 패턴은 우리나라에 강수가 적을 수 있는 패턴이지만 차이가 있었다. 봄철 북인도양 해수면온도가 높았던 해 과거 기간 합성장에서는 남중국해와 북서태평양 지역에 고기압성 순환이 위치하면서 우리나라로 남풍이 유입되기 어려운 구조로 강수가 적은 패턴이지만, 최근 기간 합성장에서는 북서태평양의 반응은 약하고 우리나라 북동쪽에 고기압성 순환이 위치하면서 건조한 대륙의 영향으로 강수가 적은 패턴이었다. 따라서 최근 북인도양 해수면온도 인자와 장마강수의 상관성이 높게 나타난 것은 강수와 인자의 관련성이 증가했기 때문이 아니라 다른 원인으로 강수는 적었고 인도양 해수면온도는 증가 트렌드로 인해 평년보다 따뜻한 경향을 보이면서 상관성이 높아진 것처럼 나타난 것으로 보인다.

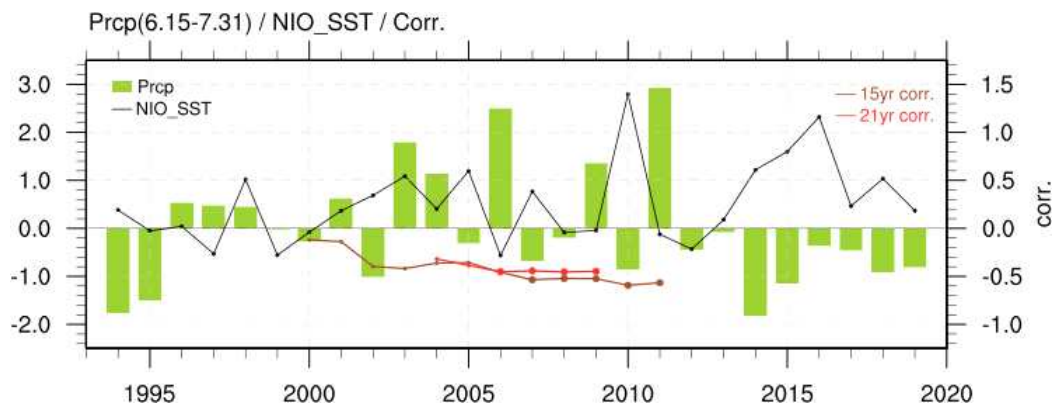


Figure 47. Same as in Figure 45 but for the predictor NIO_SST.

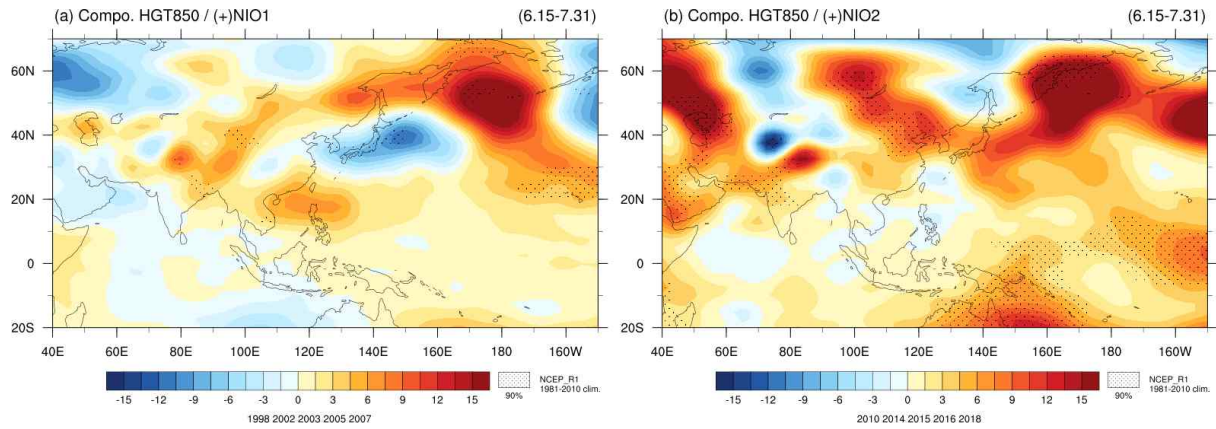


Figure 48. Composite maps of the 850-hPa geopotential height anomalies for the positive NIO_SST years (a) before and (b) after 2010 year. Dots indicates statistically significant area at the 90% confidence level.

장마강수 예측 식은 1994-2014년 기간의 자료를 바탕으로 구축되었다. 1994년 이후로 기간을 한정 한 이유는 선행연구에서 1994년을 기준으로 우리나라를 포함한 동아시아 영역의 여름철 강수 패턴에서 뚜렷한 변화가 나타남을 밝혔기 때문이다(Kwon et al. 2005). Figure 49는 장마기간 우리나라 강수량에 대한 OLR장의 회귀분석을 나타낸 그림으로 두 기간으로 나누어 회귀분석을 했을 때 우리나라 강수와 관련된 대류활동 구조에 변화가 있었다. 과거 기간에는 우리나라에 강수가 많았을 때 북서태평양에는 전반적으로 대류활동이 억제되는 건조한 신호를 보였다. 반면 최근 기간에는 서태평양 필리핀 동쪽으로는 대류활동 증가, 중국 남부와 일본 남쪽 해역에서는 대류활동이 억제되는 세 개의 셀 구조를 보였다. 이처럼 우리나라에 강수가 많이 내렸을 때 나타나는 북서태평양 순환장에 변화가 나타났기 때문에 예측성을 높이기 위해서는 과거의 패턴을 바탕으로 구축된 장마강수 예측 식에 보완이 필요할 것으로 보인다.

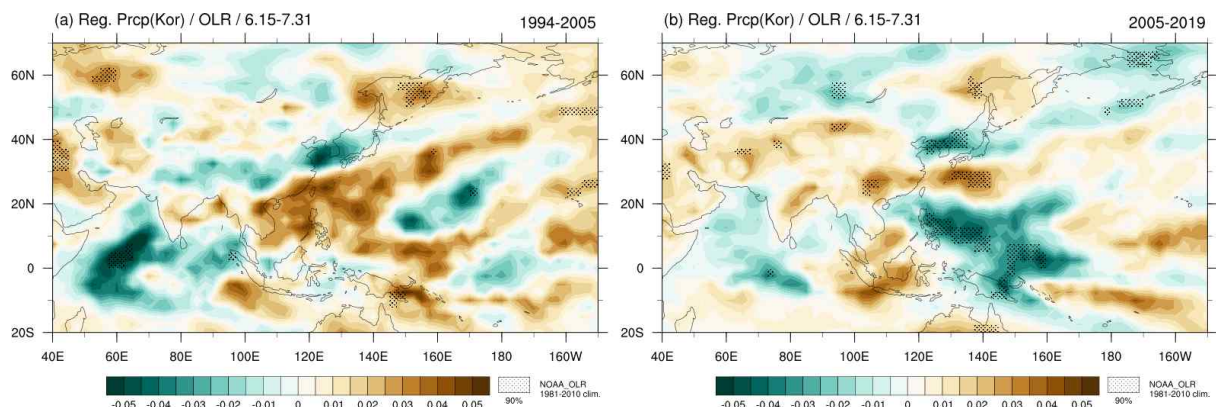


Figure 49. Regression maps of the OLR with respect to the precipitation of the Changma period during (a) 1994-2005 and (b) 2005-2019. Dots indicates statistically significant area at the 90% confidence level.

(6) 요약 및 결론

이 연구에서는 현업에서 활용중인 우리나라 여름철과 겨울철 기온 예측인자들과 여름 강수 예측인자의 예측성을 살펴보고 예측인자와 기온 강수의 상관성에 장기변화가 나타나게 된 원인을 분석하였다. 기온 예측인자의 예측성은 3분위로 나누어 살펴보았는데 상관계수가 높다고 해서 높은 예측성을 보장하는 것은 아니었다. 상관계수 또한 시기별로 변화를 보였는데 특히 겨울철 예측인자의 경우 대부분 상관성이 최근에 감소한 경향을 보였다. 몇 가지 예측인자에서 상관성 변화가 나타나게 된 원인을 분석한 결과 PDO, AMO와 같은 장주기 변동과 온난화 추세가 상관성 변화와 관련 있는 것으로 나타났으며 ENSO, 북극 해빙의 변화도 영향을 주었다. 여름 강수 예측인자는 장마강수 예측 식에서 사용된 예측인자를 살펴보았는데 예측식의 성능은 높았으나 최근 건조신호를 과하게 모의하는 경향이 있었다. 강수 예측인자의 상관성도 시기별로 변화를 보였는데 비교적 큰 변화를 보인 인자에서 최근 따뜻한 경향을 보이는 해수면온도 트렌드의 영향으로 상관성이 증가한 것으로 나타났다. 예측인자 분석 결과는 계절 전망 시 예측인자의 예측정보에 어느 정도의 가중치를 줄 것인지에 대한 판단을 하는 근거로써 사용 가능하며 단순 상관계수만 제시했을 때보다 활용도를 높일 수 있을 것으로 기대한다.

고정된 영역의 평균값을 예측인자로 사용하는 방법은 쉽고 간단하다는 장점이 있으나 지역이 고정되어있다 보니 변화하는 기후환경에 맞춰 대응하기에는 어려운 점이 있었고 특정 지역의 값으로만 부호를 판단하기 때문에 인자가 가지고 있는 역학적인 해석에는 맞지 않는 경우가 발생하는 한계가 있었다. 또한 특정 부호에서 예측성이 더 좋게 나타나는 비대칭성을 보였다. 지구온난화와 관련해서 트렌트가 뚜렷하게 나타나는 경우 트렌드를 어떻게 고려할 것인지는 예측에서 중요한 문제이며 장주기 변동 또한 상관성 변화와 관련되어 있기 때문에 중요하게 고려되어야 한다. 예측성을 향상시키기 위해서는 이러한 한계를 극복한 새로운 예측인자의 개발이 필요하며 예측인자들의 기본적인 특성에 대해서도 보다 깊은 연구가 필요하겠다.

3. 기후예측 모델 자료 기반 분석

가. 기후 평년값 변화에 따른 기후예측 모델의 예측성능 변화 분석

(1) 연구배경

기후변화가 지속되면서 2020년은 역사상 가장 따뜻한 3년 중 한 해로 기록되었고 2011-2020년은 역사상 가장 따뜻한 10년, 2015-2020년은 가장 따뜻한 6년으로 기록되었다(WMO, 2020). 기후변화로 인한 기후 변동성이 증가하는 상황에서 기후 평년값이 현재의 기후 상태를 정확하게 나타내도록 하는 것은 매우 중요하다. 기후 평년값은 편차를 기반으로 하는 기후 데이터에 대한 근거를 제공함과 동시에 최근 또는 현재의 관측값과 비교할 수 있는 벤치마크 역할을 한다. 현재 기후조건을 실시간 감시하거나 어떤 편차값의 의미가 시간에 걸쳐 일관되도록 하고자 기후 평년값과 비교하는 것이다. 또한, 기후 평년값은 주어진 장소에서 나타날 가능성이 가장 큰 조건에 대한 예측으로써 사용되기도 한다(WMO, 2007).

장기예보는 단기예보보다 예측 기간이 길어서 구체적인 예측에 한계가 있다. 따라서 기후 예측 모델의 예측 수준은 양상불 예측에서 나타나는 3분위 이벤트(Below Normal, Near Normal, Above Normal)가 관측에서 발생하는 빈도와 비교하여 얼마나 일치하였는지를 판단한다. 기상청의 현업 장기예보에서도 평년을 기준으로 기온과 강수량이 평년보다 높거나 낮을 가능성을 3분위로 전망한다. 기상청의 현업 기후예측 업무는 장기예보와 기후전망으로 구분하고 있다. 장기예보는 예보 기간에 따라 1개월 전망과 3개월 전망으로 구분되며 기압계 동향 및 전망을 포함하여 1개월 전망에서는 전국 주별 평균 기온과 강수량, 3개월 전망에서는 전국 월별 평균 기온과 강수량에 대해 발표하고 있다(기상청, 2010).

세계기상기구(WMO)에서는 연속되는 최근 30년 기간을 기후 평년으로 사용하고 가능한 10년마다 기후 평년값을 새로 계산하기를 권장하고 있다(WMO 1983, 1984, 1989). 따라서 2021년부터는 기후 평년값을 기존의 1981-2010 기간에서 1991-2020 기간으로 변경하게 된다. 선행연구에서도 기후 평년값이 변하면 지난 관측 편차의 3분위 판정도 변화하게 되고, 기후예측 모델의 예측성에도 변동이 생길 수 있음을 시사한 바 있다(Arguesz et al. 2012; Weather5820, 2020). 따라서 이 연구에서는 2021년부터 새로운 기후 평년값(1991-2020)을 이용할 수 있도록 평년과 평년 비슷 범위를 산출하고 기존의 기후 평년값(1981-2010)과의 차이, 과거 관측자료의 편차 판정변화, 그리고 GloSea5 모델의 예측성능 변화를 살펴보았다.

(2) 자료 및 방법

1981년부터 관측 기간이 10년 이상인 종관기상관측 지점 중 30년 동안 이동이 없는 전국 45개 관측지점을 대표지점으로 선정하여 두 평년기간(1981-2010, 1991-2020)의 평년값과 평년 비슷 범위를 계산하고, 평년기간 변화에 따른 전국 기후 평년값 제공지점 45개소의 계절별, 월별, 주별 기온과 강수의 평년대비 편차를 산출하였다. 평균값의 계산은 소수점 둘째 자리에서 반올림하여 소수점 첫째 자리까지 표시하고, 값이 음(-)이면 음(-)의 값 쪽으로 내려서 표시하였다. 계절별 평균값은 봄(3-5월), 여름(6-8월), 가을(9-11월), 겨울(12월-이듬해 2월)로 구분하여 계산하였다. 주별 평균값은 2020년의 매주 월요일~일요일을 기준으로 주를 구분하여 계산하며

다른 해의 주별 평균값은 2020년의 같은 날짜에 해당하는 날을 모아 계산하였다.

대기 순환장 분석은 NCEP/NCAR (National Center for Environmental Prediction/National Center for Atmospheric Research)의 월평균 재분석 2m 기온, 바람장, 500hPa 지위고도, 지구 장파복사(OLR), 상대습도, CMAP (CPC Merged Analysis of Precipitation) 월평균 강수량, ERSST (Extended Reconstructed Sea Surface Temperature) v5 월평균 해수면 온도 자료를 사용하였다.

GloSea5 모델에 대한 간략한 정보를 Table 7에 나타내었다. 모델 자료의 격자 크기는 3개월 예측에서는 $2^{\circ} \times 2^{\circ}$, 1개월 예측에서 $1.5^{\circ} \times 1.5^{\circ}$ 이며 각각 2개, 5개 격자가 우리나라에 해당하고 해당 격자의 공간 평균을 예측 결과로 사용한다(Figure 50).

Table 7. GloSea5 model information.

GloSea5	Seasonal	Sub-seasonal
Time Range	M 1-3	d 0-60
Resolution	$2^{\circ} \times 2^{\circ}$	$1.5^{\circ} \times 1.5^{\circ}$
Forecast Ens Size	42	28
Forecast Frequency	Monthly	Daily
Hindcast	-	On the fly
Hindcast Length	1991-2010	1991-2010
Hindcast Frequency	12	4/month (1,9,17,25)
Hindcast Ens. Size	10	3

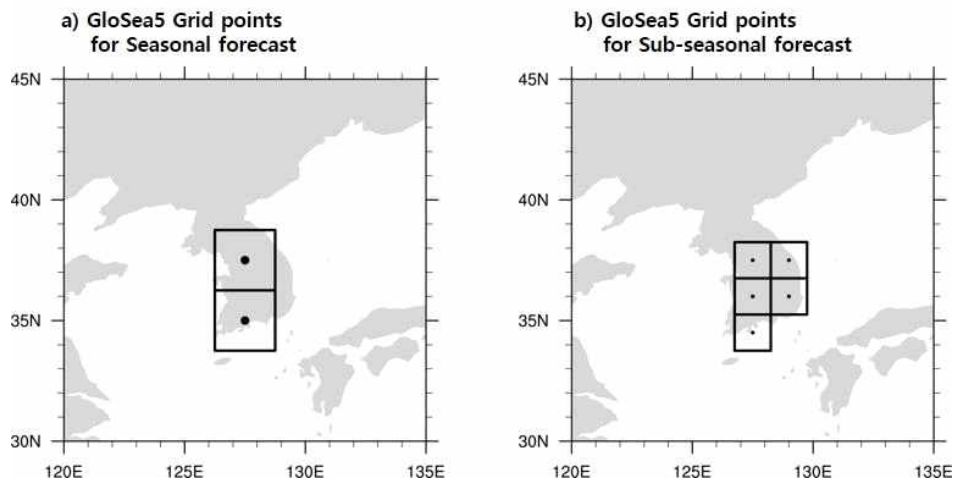


Figure 50. GloSea5 model grid points for South Korea. (a) for seasonal forecast (3-months forecast), (b) for sub-seasonal forecast (1-month forecast).

모델의 예측성능은 모델의 3분위 예측 결과를 각 평년기간에 대한 관측 아노말리의 3분위 판정과 비교하여 Hit Rate와 Heidke skill score(HSS)를 구하는 것으로 평가하였다. Table 8에서

$n(F_i O_j)$ 는 i -카테고리를 예측한 횟수와 j -카테고리로 관측된 횟수, $N(F_i)$ 는 i -카테고리를 예측한 전체 횟수, 그리고 N 은 전체 예측 횟수를 나타낸다. 3분위 예측에서 각 카테고리는 Above normal, Near normal, Below normal을 나타낸다.

Table 8. Multi-category contingency table

		Observed Category			
i,j		1	2	3	total
Forecast Category	1	$n(F_1 O_1)$	$n(F_1 O_2)$	$n(F_1 O_3)$	$N(F_1)$
	2	$n(F_2 O_1)$	$n(F_2 O_2)$	$n(F_2 O_3)$	$N(F_2)$
	3	$n(F_3 O_1)$	$n(F_3 O_2)$	$n(F_3 O_3)$	$N(F_3)$
	total	$N(O_1)$	$N(O_2)$	$N(O_3)$	N

위 테이블을 바탕으로 Hit Rate와 HSS를 아래 식과 같이 구한다.

$$HitRate = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^K n(F_i O_i) \quad [5]$$

$$HSS = \frac{\sum_{i=1}^k n(F_i O_i) - \frac{1}{3}N}{N - \frac{1}{3}N} \quad [6]$$

HSS는 무작위 확률로 인해 맞추는 경우를 제거한 예측성능을 나타내며 3분위 예측이기 때문에 Eq. [6]에서 $\frac{1}{3}$ 을 사용한다.

(3) 관측자료 기반 월별 기후 평년값 변화 분석

평년기간 변경에 따라 나타나는 대략적인 변화를 알아보기 위해 1950년 이후 전 지구, 동아시아, 우리나라의 연평균 기온의 시계열 그래프와 시계열 추세선을 Figure 51에 나타내었다. 1971년 이후 10년마다 평년기간이 업데이트되면서 평년기온도 약 0.2℃ 씩 상승하였다.

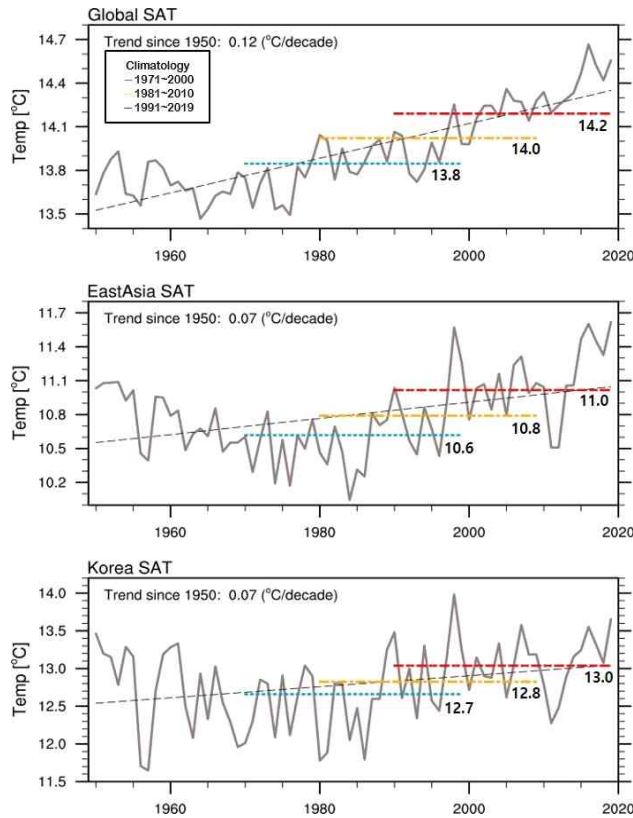


Figure 51. Mean annual temperature of Global, East Asia, and South Korea for the period of 1950-2019(black solid line: mean annual temperature, black dash line: time series trend from 1950, red dash line: climate normal for the period of 1991-2019, yellow dash line: climate normal for the period of 1981-2010, blue dash line: climate normal for the period of 1971-2000). (Data: NCEP/NCAR reanalysis 2m temperature (land and ocean)).

다음으로 전국 45개 지점의 종관기상관측자료를 통하여 우리나라 기온과 강수의 통계를 계산하였다. 각각 평년기간에 대해 기온은 평균과 표준편차를, 강수는 중앙값과 퍼센타일을 계산하여 평년값과 평년 비슷 범위로 사용하였으며 두 평년기간 대비 월별, 주별 관측 아노말리를 3분위로 구분하였다. 기온의 평년 변화를 살펴보면 연평균과 계절별 평균에서는 약 0.3°C씩 상승하였고 월별 평균에서는 12월(0.0°C)과 4월(+0.1°C)을 제외하고 0.3°C 이상의 상승 폭을 보였다. 평년 비슷 범위를 결정하는 표준편차는 2월과 9월에는 표준편차가 작아지며(-0.1°C) 평년 비슷 범위가 기존보다 좁아졌고 4월, 5월, 12월은 표준편차가 늘어나(+0.1°C) 평년 비슷 범위가 기존보다 넓어짐을 알 수 있다. 1981년부터 2020년까지 월평균 기온의 trend는 1, 2, 3, 5, 6, 9, 10월에 유의하게 나타난다(Table 9). 각각 평년기간에 대한 연평균 기온의 가우시안 분포를 보면 평년기간이 변경되면서 평균 기온이 상승하며 기온이 낮은 사례는 적어지고 기온이 높은 사례는 증가하는 모습이 나타난다(Figure 52).

Table 9. Annual, seasonal, and monthly mean temperature and standard deviation for each climate normal period, its difference and monthly temporal trend for the period of 1981~2020.

Temp.	① '81~' 10 Average		② '91~' 20 Average		Difference (② - ①)		Trend (°C/40yrs)
	Mean	Std. dev.	Mean	Std. dev.	Mean	Std. dev.	
Annual	12.5		12.8		0.3		
Spring	11.8		12.0		0.3		
Summer	23.6		23.9		0.3		
Autumn	14.1		14.4		0.3		
Winter	1.3		1.5		0.2		
Jan	-1	0.6	-0.6	0.6	0.4	0.0	2.0*
Feb	1.1	0.7	1.5	0.6	0.4	-0.1	2.0*
Mar	5.9	0.4	6.3	0.4	0.4	0.0	2.0*
Apr	12.2	0.4	12.3	0.5	0.1	0.1	0.4
May	17.2	0.2	17.5	0.3	0.3	0.1	1.6*
Jun	21.2	0.3	21.6	0.3	0.4	0.0	1.2*
Jul	24.5	0.5	24.8	0.5	0.3	0.0	0.8
Aug	25.1	0.5	25.4	0.5	0.3	0.0	1.2
Sep	20.5	0.4	20.7	0.3	0.3	-0.1	1.2*
Oct	14.3	0.4	14.6	0.4	0.3	0.0	1.2*
Nov	7.6	0.6	7.9	0.5	0.3	0.0	1.2
Dec	1.5	0.5	1.5	0.6	0.0	0.1	0.0

*는 trend가 유의함을 표시

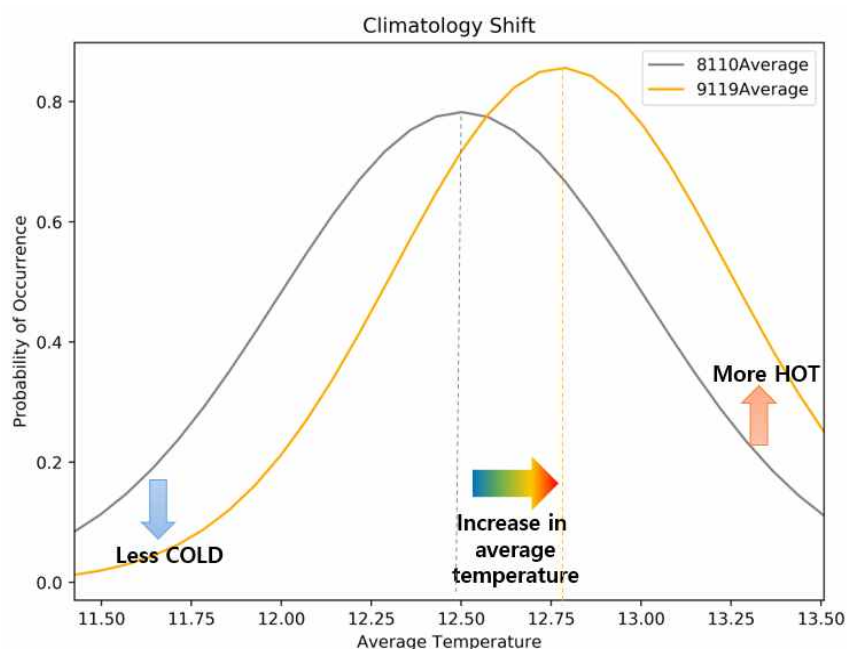


Figure 52. Gaussian fitted histogram of annual mean temperature.

Table 10. Annual, seasonal, and monthly precipitation median, percentile for each climate normal period and its difference.

Precip.	① '81~' 10 Average			② '91~' 20 Average			Difference (② - ①)		
	1/3%tile	Median	2/3%tile	1/3%tile	Median	2/3%tile	1/3%tile	Median	2/3%tile
Annual		12.5			12.8			0.2	
Spring		76.2			79.6			3.3	
Summer		227.3			229.6			2.3	
Autumn		84.4			75.4			-9.0	
Winter		26.2			27.0			0.8	
Jan	19.0	23.4	28.6	17.6	23.4	27	-1.4	0.0	-1.6
Feb	19.2	30.0	41.4	27.4	31.7	42.3	8.2	1.7	0.9
Mar	47.3	53.4	59.8	41.7	51.2	57.8	-5.6	-2.2	-2.0
Apr	56.1	69.4	89.8	66.8	81.2	97.8	10.7	11.8	8.0
May	77.9	105.9	114.4	77.9	106.3	121.8	0.0	0.4	7.4
Jun	132.9	160	185.9	99.2	139.8	170.5	-33.7	-20.2	-15.4
Jul	240.4	268.9	295.9	238.7	266.7	302.5	-1.7	-2.2	6.6
Aug	220.1	252.9	322.5	219.8	282.3	343.8	-0.3	29.4	21.3
Sep	74.0	176.7	220.7	81.8	128.7	202.2	7.8	-48.0	-18.5
Oct	33.1	39.2	50.8	36.7	52.1	63.8	3.6	12.9	13
Nov	22.8	37.2	55.8	30.5	42.2	55	7.7	5.0	-0.8
Dec	16.6	22.0	28.5	20.7	25.6	29.2	4.1	3.6	0.7

강수량의 평년기간 변경에 따른 차이를 Table 10에 나타내었다. 연 중앙값과 계절별 중앙값에서는 평년기간이 변하더라도 강수량에 큰 차이가 없다. 그러나 월별 통계를 살펴보면 6월과 8월, 9월의 차이가 눈에 띄는데 6월은 강수량 중앙값과 비슷 범위 하한값(1/3 percentile)이 낮아지고 9월에는 강수량 중앙값과 비슷 범위 상한값(2/3 percentile)이 낮아진다. 8월에는 강수량의 중앙값과 비슷 범위 상한값은 증가, 하한값은 감소하여 평년 비슷 범위가 넓어진다.

계산된 월별 기온, 강수의 기존 평년값과 평년 비슷 범위, 그리고 새로운 평년값과 평년 비슷 범위를 기준으로 전국 평균 기온 편차 및 강수량의 3분위 판정표를 각각 작성하였다 (Table 11-14). 3분위 판정에서 평년보다 기온이 높은 경우는 분홍색, 평년보다 기온이 낮은 경우는 파란색, 평년과 비슷한 경우는 흰색으로 표시하였다. 강수량은 평년보다 많은 경우 초록색, 평년보다 적은 경우 노란색, 평년과 비슷한 경우는 흰색으로 표시하였다.

기온의 월별 판정 사례 수 변화(Figure 52)를 살펴보면 평년기간이 변함에 따라 평년보다 높은 기온이 나타난 사례는 적어지고(8월 제외), 평년 비슷 사례는 1, 4, 6, 10, 12월에 증가, 3, 5, 7, 8, 9, 11월에는 감소, 2월은 같았다. 또 평년보다 기온이 낮은 사례는 12월에는 감소, 4월은 동일, 그 밖의 다른 달에는 모두 증가하였다. 이는 최근 10년 동안 기존 평년대비 기온이 높은 사례가 많았던 것과 관련이 있는데, 최근 10년 기온이 높았던 특성이 새로운 평년기간에 반영되면서 기온의 평년값을 올리고 이에 따라 기존 평년값보다 기온이 높았던 사례가 새로운 평년값 대비 비슷하거나 낮은 사례로 판정이 바뀌는 것이다. 특히 6월은 기존 평년과 비교한 3분위 판정에서 2009년 이후로 평년보다 낮은 기온을 기록한 횟수가 단 한 번도 없었을 정도로 최근 10년간 온난화 신호가 강하게 나타났기 때문에 평년이 바뀌면서 3분위 판정의 변동이 다

큰 월에 비해 월등히 많이 나타났다(평년보다 기온이 높은 사례는 14회 감소, 평년보다 기온이 낮은 사례는 10회 증가).

Table 11. The monthly climatological mean temperature and standard deviation for 1981-2010, and the monthly temperature anomaly from 1973 to 2020.

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
Clim	-1	1.1	5.9	12.2	17.2	21.2	24.5	25.1	20.5	14.3	7.6	1.5
Std	0.6	0.7	0.4	0.4	0.2	0.3	0.5	0.5	0.4	0.4	0.6	0.5
year	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
1973	2.2	0.7	-0.8	0.6	-0.4	-0.4	2.1	1.2	-0.8	-1.2	-1.7	-2.7
1974	-1.1	-1.9	-1.7	-0.7	-0.4	-1.5	-2.2	-0.1	-0.8	-1	-1.7	-0.9
1975	-0.1	-0.8	-1	0.2	-1	-0.6	0.4	1	1.8	0.8	1.5	-1.3
1976	-1.3	2	-0.6	-1.1	-0.9	-0.7	-1.7	-0.7	-1.5	-0.5	-2.8	-0.4
1977	-3.9	-2.5	-0.2	0.3	-0.1	-0.2	1.3	-1.4	0.6	1.6	0.4	1.7
1978	0.6	-1.7	-0.9	-0.1	0.7	0.4	2.1	0.9	-0.1	-0.1	0.6	1.1
1979	2.6	1.1	0.3	-1	-1	0.3	-0.4	-0.1	-1.1	0.6	-1	0.8
1980	-0.5	-2.7	-0.4	-1.6	-0.5	0.4	-1.9	-3.1	-1.7	-1.3	0.8	-3
1981	-3.9	-1.6	0.1	-0.1	-0.8	-0.3	1.1	-1	-1.4	-1.3	-3	-0.8
1982	-0.9	-0.4	0.4	-0.4	0.7	0	-0.6	0.1	-1	0.5	1	-0.5
1983	0.3	-1.9	0	0.9	0.3	-0.2	-0.9	0.5	1	0	-0.8	-1.5
1984	-3	-3.3	-2.5	-0.7	0	0.5	0.3	1.4	-0.7	-0.9	0.6	-0.6
1985	-2.8	0	-0.8	-0.5	0.3	-0.5	0.8	1.2	0.4	0.6	-0.6	-2.7
1986	-2.2	-2.9	-0.8	-0.1	-0.4	-0.2	-1.6	-0.5	-1.4	-1.8	-1.4	1.5
1987	0.1	0.3	-0.9	-0.9	-0.3	0.1	-0.6	-0.8	-1.3	0.9	0.2	0.2
1988	0.7	-1.6	-1.5	-0.6	-0.1	0.3	-0.5	0.2	-0.1	0.2	-1.5	-0.4
1989	2.4	1.6	0.1	1.2	0.4	-1	-0.6	-0.5	-0.2	-1	-0.1	1
1990	-0.7	2.4	1.3	-0.9	-0.7	0	0.7	1.3	0.5	0.1	2.5	0.2
1991	0	-1.2	-0.6	-0.2	-0.5	0.9	-0.3	-1.3	0	-0.8	-0.9	1.6
1992	1.8	0.1	1	-0.1	-1.3	-1.1	0.5	-0.8	-0.2	-0.9	-1	1
1993	0	0.7	-0.6	-1.1	-0.4	-0.5	-2.3	-3	-0.6	-1.4	1.1	-0.4
1994	0.5	0	-1.6	1.5	0.1	0	3.5	1.8	-0.1	0.2	1.7	0.9
1995	-0.1	0	0	-1	-1	-0.9	0	1.2	-1.3	0.4	-1.3	-1.6
1996	0.1	-1.8	-1.2	-2	-0.2	-0.2	-0.4	0.3	0.1	0	-0.2	0.3
1997	-0.5	0.2	0.9	0.1	-0.1	0.7	0.2	0.2	-0.9	-0.7	1.3	0.9
1998	0.9	2.5	1.5	2.7	0.8	-1	-0.3	-0.2	1.3	2.1	0.3	1.4
1999	1.3	0.6	0.6	0.5	-0.2	0.4	-0.6	-0.6	1.7	-0.3	0.3	-0.1
2000	0.8	-1.5	0.3	-0.6	-0.2	0.4	1.1	0.3	-0.9	0.1	-0.5	0.3
2001	-0.9	0	-0.3	0.5	1	0.5	1	0.1	0.2	1.2	-0.8	-0.8
2002	2.3	1.3	2	1.1	-0.4	-0.1	-0.1	-1.3	-0.5	-1.5	-2.8	0.7
2003	-0.8	1.3	0.1	0.3	0.2	-0.3	-2.1	-1.4	0.4	-0.8	2.1	0.5
2004	0.1	1.9	0.6	0.7	0.2	0.6	0.7	0	0.4	0	1.5	1.6
2005	0	-1.6	-1.1	1	-0.2	1.2	0.4	0	1.2	0	0.7	-3.7
2006	1.6	0.1	0	-0.9	0.1	0.1	-1.3	1.4	-1	2.5	1.3	0.5
2007	2	3.1	0.9	-0.5	0.5	0.5	-0.8	1	0.8	0.7	-0.5	1.2
2008	0.8	-1.4	1.1	0.8	0.2	-0.7	1.5	-0.4	1	1.5	0.3	0.6
2009	0	3	1	0.4	1.1	0.6	-0.9	-0.6	0.5	1.1	0.2	-0.5
2010	-0.7	1.2	-0.4	-2.3	-0.1	1.1	0.9	1.8	1.3	0.2	-0.5	-0.6
2011	-3.8	0.8	-1.3	-1	0	0.7	0.6	0.1	0.6	-0.5	3.4	-0.8
2012	-0.2	-1.9	-0.2	0.4	1.1	0.9	1	1.3	-0.3	0	-1	-3.2
2013	-1.1	-0.4	0.7	-1.9	0.6	1.4	1.8	2.2	0.7	1.1	-0.5	0
2014	1.5	1.4	1.8	1.2	1.2	0.7	0.6	-1.3	0.4	0.5	1.2	-2
2015	1.5	0.9	0.8	0.5	1.4	0.5	-0.1	0.1	0	0.7	2.5	2
2016	0.1	0.6	1.3	1.6	1.4	1.1	0.9	1.6	1.1	1.5	0.2	1.6
2017	1.1	0.5	0.4	1.7	1.5	0.6	1.9	0.3	0.1	1	-0.8	-1.7
2018	-1	-1.3	2.2	1.1	0.6	1	2.3	2.2	-0.1	-1.3	0.5	-0.4
2019	1.3	1.3	1.6	-0.2	1.4	0.1	0.3	1.1	1.3	1.5	1.2	1.3
2020	3.8	2.5	2	-1.3	0.5	1.6	-1.8	1.5	-0.2	-0.3	1.2	

Table 12. The monthly precipitation median, 1/3 and 2/3 percentile for 1981-2010, and the observed monthly precipitation from 1973 to 2020.

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
Median	23.4	30	53.4	69.4	105.9	160	268.9	252.9	176.7	39.2	37.2	22
P33	19	19.2	47.3	56.1	77.9	132.9	240.4	220.1	74	33.1	22.8	16.6
P66	28.6	41.4	59.8	89.8	114.4	185.9	295.9	322.5	220.7	50.8	55.8	28.5
year	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
1973	71.1	21.2	9.1	131.2	145.6	95.1	129.8	145.1	152	74.1	28.4	12
1974	22.8	35.2	48.9	163.8	200.6	109.5	392	187.9	57.7	76.6	15.9	31.5
1975	18	18.8	74.9	146.6	103.8	107.2	340.8	101.9	203.2	73.7	68	34.8
1976	6.8	106.8	36.1	102.7	50.7	120.9	99.9	344.8	49	56.6	35.2	42.4
1977	5.2	2	59	204.1	76.9	91.2	159.1	123.5	102.5	21.5	90.4	34.5
1978	24.8	41.3	53.4	31.4	14.4	362.5	202.8	274	59.5	81.3	32.3	33.3
1979	35.6	64.1	70	110.3	115.8	283.8	172.5	288.9	141.7	16.5	25.2	34.8
1980	34.8	12.6	56.3	170.2	123.9	161.1	326.9	306.7	87.3	88.2	34.8	33.5
1981	23.4	28.7	32.5	57.4	49.9	150.1	310.5	250.8	272.8	40.9	32.2	10.2
1982	20.1	19.2	59.9	49.8	101.7	30.5	196.7	269.4	20.8	37.7	117	29.2
1983	19.8	29.4	74.1	126.2	63.2	109.6	270.9	183.4	204.2	56.4	22.9	10.3
1984	7.8	14.7	16.6	117.5	61.8	161.2	276.9	228.6	274.5	25.6	58.1	21.3
1985	11.7	38.5	77.5	81.2	175.3	206.7	208.3	303.5	266.5	156.9	68.2	29
1986	13.3	19.2	44.8	43.7	111.1	227.9	217.1	239	137.1	89.2	20.9	45.5
1987	51.9	47.9	54.7	64	85.9	136.8	453.2	447.4	39.7	49.6	66.4	5.1
1988	13.6	10.6	49	63.9	72.5	102.1	323.3	92.1	77.8	11.3	17.6	14.6
1989	101.5	74	92.1	27.5	50.5	180.7	350.7	220.3	203.6	34.2	88.8	24.1
1990	47.7	107	67.6	106.8	113	314.6	266.9	167.7	279.3	16.4	59	17.4
1991	23.3	41.5	79.3	83	76.4	138.6	379.9	227.2	168.3	11.5	18.2	63.5
1992	23.1	26	56.5	104.2	98.2	41.8	174.6	254.9	185	33.6	35.9	49.1
1993	25.9	68.9	47.5	49.6	129.3	190.7	290.2	373.1	66.3	40.6	77.1	20.5
1994	22	19.2	34.1	46.5	134.6	106.1	84.7	219.8	37.8	153.8	38.5	15.4
1995	23.5	17.7	56.9	71.1	67.8	69.7	204.2	433.9	52.9	30.1	20.4	5.3
1996	29	11.6	118.5	56.4	40.9	301.2	210.2	110.1	29.7	64.3	66	25.6
1997	14.6	28.1	42.2	67.7	189	192.5	310.3	219.8	58.4	11.7	157.6	56.1
1998	40.5	47	47	148.7	109.9	266.8	272.7	452.3	253.5	63.6	29.9	7.1
1999	17.3	17.6	91.2	95.8	130.8	161.3	260.6	358.2	348.4	112.4	22.7	9.1
2000	36.1	3.3	22.1	37.2	57.3	163.4	237.6	390.2	256.3	28.7	45.4	12.1
2001	49.4	62.2	14	25.5	32.9	247.2	239.3	100	87	98.8	13	28.2
2002	61.8	6.5	49	144.3	109	69.2	240.9	578.3	90.7	60.2	16.5	44.2
2003	26.3	48.6	50.3	190.8	178.6	185.7	468.9	336.5	259.6	27	73.3	15.3
2004	13.7	41.4	32.2	90.6	117.3	235.1	307.2	327.4	203.2	6	54.7	28.1
2005	13.4	33.9	59.8	74.4	78.6	158.8	283.8	301.6	199.7	34.6	30.8	17.2
2006	28.4	30.6	13.4	101.9	158.8	148	638.9	125.9	58.8	46.3	50.6	22.7
2007	9.3	44.1	113.3	35	108.1	90	244.2	320	389	53.1	14.2	29.8
2008	39.1	8	52	48.5	103.6	186.3	233.5	190.5	55.3	32	21.5	18.3
2009	12.3	36	54.7	55.5	121.1	125.2	476.4	150.4	50	41	52.1	30.2
2010	30	82.1	89.2	89.4	124.2	61.4	257.8	373.5	257.6	37.8	12.2	29.7
2011	5.6	63.5	22.9	110.9	123.1	279.6	491.5	282.5	71.4	51.3	102.8	17.6
2012	17.7	10.4	89	131.3	36.2	74.7	287.4	408.5	251.5	56.4	55.5	60.4
2013	28.5	50.4	59.7	75.5	129	101.1	302.4	164	120.8	52.9	57.5	21
2014	10	28.9	74.1	85.6	56.2	78.2	152.6	369	119.6	116.6	56.8	26.2
2015	25.1	25.6	40.6	126.1	56.5	95.5	180.3	111.3	55.1	64.4	128.2	40.3
2016	25	43.8	56.2	158.1	98.4	67.4	302.6	76.2	201.7	145.3	34.6	63.1
2017	15.3	29.8	24.1	65	29.5	60.7	308	241	92.1	67.6	12.7	22
2018	21.1	32.5	110.7	133.6	123.7	132.1	172.3	282.1	136.5	164.2	50.5	27.6
2019	8.1	30.8	38.7	79.3	55.9	141	215.8	140	221.2	169	58.2	22
2020	83.4	58.3	28.1	40.3	104.4	184.6	420.7	401.6	210	10.5	38.9	

Table 13. The monthly climatological mean temperature and standard deviation for 1991-2020, and the monthly temperature anomaly from 1973 to 2020.

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
Clim	-0.6	1.5	6.3	12.3	17.5	21.6	24.8	25.4	20.7	14.6	7.9	1.5
Std	0.6	0.6	0.4	0.5	0.3	0.3	0.5	0.5	0.3	0.4	0.5	0.6
year	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
1973	1.8	0.3	-1.2	0.5	-0.7	-0.8	1.8	0.9	-1	-1.5	-2	-2.7
1974	-1.5	-2.3	-2.1	-0.8	-0.7	-1.9	-2.5	-0.4	-1	-1.3	-2	-0.9
1975	-0.5	-1.2	-1.4	0.1	-1.3	-1	0.1	0.7	1.6	0.5	1.2	-1.3
1976	-1.7	1.6	-1	-1.2	-1.2	-1.1	-2	-1	-1.7	-0.8	-3.1	-0.4
1977	-4.3	-2.9	-0.6	0.2	-0.4	-0.6	1	-1.7	0.4	1.3	0.1	1.7
1978	0.2	-2.1	-1.3	-0.2	0.4	0	1.8	0.6	-0.3	-0.4	0.3	1.1
1979	2.2	0.7	-0.1	-1.1	-1.3	-0.1	-0.7	-0.4	-1.3	0.3	-1.3	0.8
1980	-0.9	-3.1	-0.8	-1.7	-0.8	0	-2.2	-3.4	-1.9	-1.6	0.5	-3
1981	-4.3	-2	-0.3	-0.2	-1.1	-0.7	0.8	-1.3	-1.6	-1.6	-3.3	-0.8
1982	-1.3	-0.8	0	-0.5	0.4	-0.4	-0.9	-0.2	-1.2	0.2	0.7	-0.5
1983	-0.1	-2.3	-0.4	0.8	0	-0.6	-1.2	0.2	0.8	-0.3	-1.1	-1.5
1984	-3.4	-3.7	-2.9	-0.8	-0.3	0.1	0	1.1	-0.9	-1.2	0.3	-0.6
1985	-3.2	-0.4	-1.2	-0.6	0	-0.9	0.5	0.9	0.2	0.3	-0.9	-2.7
1986	-2.6	-3.3	-1.2	-0.2	-0.7	-0.6	-1.9	-0.8	-1.6	-2.1	-1.7	1.5
1987	-0.3	-0.1	-1.3	-1	-0.6	-0.3	-0.9	-1.1	-1.5	0.6	-0.1	0.2
1988	0.3	-2	-1.9	-0.7	-0.4	-0.1	-0.8	-0.1	-0.3	-0.1	-1.8	-0.4
1989	2	1.2	-0.3	1.1	0.1	-1.4	-0.9	-0.8	-0.4	-1.3	-0.4	1
1990	-1.1	2	0.9	-1	-1	-0.4	0.4	1	0.3	-0.2	2.2	0.2
1991	-0.4	-1.6	-1	-0.3	-0.8	0.5	-0.6	-1.6	-0.2	-1.1	-1.2	1.6
1992	1.4	-0.3	0.6	-0.2	-1.6	-1.5	0.2	-1.1	-0.4	-1.2	-1.3	1
1993	-0.4	0.3	-1	-1.2	-0.7	-0.9	-2.6	-3.3	-0.8	-1.7	0.8	-0.4
1994	0.1	-0.4	-2	1.4	-0.2	-0.4	3.2	1.5	-0.3	-0.1	1.4	0.9
1995	-0.5	-0.4	-0.4	-1.1	-1.3	-1.3	-0.3	0.9	-1.5	0.1	-1.6	-1.6
1996	-0.3	-2.2	-1.6	-2.1	-0.5	-0.6	-0.7	0	-0.1	-0.3	-0.5	0.3
1997	-0.9	-0.2	0.5	0	-0.4	0.3	-0.1	-0.1	-1.1	-1	1	0.9
1998	0.5	2.1	1.1	2.6	0.5	-1.4	-0.6	-0.5	1.1	1.8	0	1.4
1999	0.9	0.2	0.2	0.4	-0.5	0	-0.9	-0.9	1.5	-0.6	0	-0.1
2000	0.4	-1.9	-0.1	-0.7	-0.5	0	0.8	0	-1.1	-0.2	-0.8	0.3
2001	-1.3	-0.4	-0.7	0.4	0.7	0.1	0.7	-0.2	0	0.9	-1.1	-0.8
2002	1.9	0.9	1.6	1	-0.7	-0.5	-0.4	-1.6	-0.7	-1.8	-3.1	0.7
2003	-1.2	0.9	-0.3	0.2	-0.1	-0.7	-2.4	-1.7	0.2	-1.1	1.8	0.5
2004	-0.3	1.5	0.2	0.6	-0.1	0.2	0.4	-0.3	0.2	-0.3	1.2	1.6
2005	-0.4	-2	-1.5	0.9	-0.5	0.8	0.1	-0.3	1	-0.3	0.4	-3.7
2006	1.2	-0.3	-0.4	-1	-0.2	-0.3	-1.6	1.1	-1.2	2.2	1	0.5
2007	1.6	2.7	0.5	-0.6	0.2	0.1	-1.1	0.7	0.6	0.4	-0.8	1.2
2008	0.4	-1.8	0.7	0.7	-0.1	-1.1	1.2	-0.7	0.8	1.2	0	0.6
2009	-0.4	2.6	0.6	0.3	0.8	0.2	-1.2	-0.9	0.3	0.8	-0.1	-0.5
2010	-1.1	0.8	-0.8	-2.4	-0.4	0.7	0.6	1.5	1.1	-0.1	-0.8	-0.6
2011	-4.2	0.4	-1.7	-1.1	-0.3	0.3	0.3	-0.2	0.4	-0.8	3.1	-0.8
2012	-0.6	-2.3	-0.6	0.3	0.8	0.5	0.7	1	-0.5	-0.3	-1.3	-3.2
2013	-1.5	-0.8	0.3	-2	0.3	1	1.5	1.9	0.5	0.8	-0.8	0
2014	1.1	1	1.4	1.1	0.9	0.3	0.3	-1.6	0.2	0.2	0.9	-2
2015	1.1	0.5	0.4	0.4	1.1	0.1	-0.4	-0.2	-0.2	0.4	2.2	2
2016	-0.3	0.2	0.9	1.5	1.1	0.7	0.6	1.3	0.9	1.2	-0.1	1.6
2017	0.7	0.1	0	1.6	1.2	0.2	1.6	0	-0.1	0.7	-1.1	-1.7
2018	-1.4	-1.7	1.8	1	0.3	0.6	2	1.9	-0.3	-1.6	0.2	-0.4
2019	0.9	0.9	1.2	-0.3	1.1	-0.3	0	0.8	1.1	1.2	0.9	1.3
2020	3.4	2.1	1.6	-1.4	0.2	1.2	-2.1	1.2	-0.4	-0.6	0.9	

Table 14. The monthly precipitation median, 1/3 and 2/3 percentile for 1991-2020, and the observed monthly precipitation from 1973 to 2020.

	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
Median	23.4	31.7	51.2	81.2	106.3	139.8	266.7	282.3	128.7	52.1	42.2	25.6
P33	17.6	27.4	41.7	66.8	77.9	99.2	238.7	219.8	81.8	36.7	30.5	20.7
P66	27	42.3	57.8	97.8	121.8	170.5	302.5	343.8	202.2	63.8	55	29.2
year	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Dec
1973	71.1	21.2	9.1	131.2	145.6	95.1	129.8	145.1	152	74.1	28.4	12
1974	22.8	35.2	48.9	163.8	200.6	109.5	392	187.9	57.7	76.6	15.9	31.5
1975	18	18.8	74.9	146.6	103.8	107.2	340.8	101.9	203.2	73.7	68	34.8
1976	6.8	106.8	36.1	102.7	50.7	120.9	99.9	344.8	49	56.6	35.2	42.4
1977	5.2	2	59	204.1	76.9	91.2	159.1	123.5	102.5	21.5	90.4	34.5
1978	24.8	41.3	53.4	31.4	14.4	362.5	202.8	274	59.5	81.3	32.3	33.3
1979	35.6	64.1	70	110.3	115.8	283.8	172.5	288.9	141.7	16.5	25.2	34.8
1980	34.8	12.6	56.3	170.2	123.9	161.1	326.9	306.7	87.3	88.2	34.8	33.5
1981	23.4	28.7	32.5	57.4	49.9	150.1	310.5	250.8	272.8	40.9	32.2	10.2
1982	20.1	19.2	59.9	49.8	101.7	30.5	196.7	269.4	20.8	37.7	117	29.2
1983	19.8	29.4	74.1	126.2	63.2	109.6	270.9	183.4	204.2	56.4	22.9	10.3
1984	7.8	14.7	16.6	117.5	61.8	161.2	276.9	228.6	274.5	25.6	58.1	21.3
1985	11.7	38.5	77.5	81.2	175.3	206.7	208.3	303.5	266.5	156.9	68.2	29
1986	13.3	19.2	44.8	43.7	111.1	227.9	217.1	239	137.1	89.2	20.9	45.5
1987	51.9	47.9	54.7	64	85.9	136.8	453.2	447.4	39.7	49.6	66.4	5.1
1988	13.6	10.6	49	63.9	72.5	102.1	323.3	92.1	77.8	11.3	17.6	14.6
1989	101.5	74	92.1	27.5	50.5	180.7	350.7	220.3	203.6	34.2	88.8	24.1
1990	47.7	107	67.6	106.8	113	314.6	266.9	167.7	279.3	16.4	59	17.4
1991	23.3	41.5	79.3	83	76.4	138.6	379.9	227.2	168.3	11.5	18.2	63.5
1992	23.1	26	56.5	104.2	98.2	41.8	174.6	254.9	185	33.6	35.9	49.1
1993	25.9	68.9	47.5	49.6	129.3	190.7	290.2	373.1	66.3	40.6	77.1	20.5
1994	22	19.2	34.1	46.5	134.6	106.1	84.7	219.8	37.8	153.8	38.5	15.4
1995	23.5	17.7	56.9	71.1	67.8	69.7	204.2	433.9	52.9	30.1	20.4	5.3
1996	29	11.6	118.5	56.4	40.9	301.2	210.2	110.1	29.7	64.3	66	25.6
1997	14.6	28.1	42.2	67.7	189	192.5	310.3	219.8	58.4	11.7	157.6	56.1
1998	40.5	47	47	148.7	109.9	266.8	272.7	452.3	253.5	63.6	29.9	7.1
1999	17.3	17.6	91.2	95.8	130.8	161.3	260.6	358.2	348.4	112.4	22.7	9.1
2000	36.1	3.3	22.1	37.2	57.3	163.4	237.6	390.2	256.3	28.7	45.4	12.1
2001	49.4	62.2	14	25.5	32.9	247.2	239.3	100	87	98.8	13	28.2
2002	61.8	6.5	49	144.3	109	69.2	240.9	578.3	90.7	60.2	16.5	44.2
2003	26.3	48.6	50.3	190.8	178.6	185.7	468.9	336.5	259.6	27	73.3	15.3
2004	13.7	41.4	32.2	90.6	117.3	235.1	307.2	327.4	203.2	6	54.7	28.1
2005	13.4	33.9	59.8	74.4	78.6	158.8	283.8	301.6	199.7	34.6	30.8	17.2
2006	28.4	30.6	13.4	101.9	158.8	148	638.9	125.9	58.8	46.3	50.6	22.7
2007	9.3	44.1	113.3	35	108.1	90	244.2	320	389	53.1	14.2	29.8
2008	39.1	8	52	48.5	103.6	186.3	233.5	190.5	55.3	32	21.5	18.3
2009	12.3	36	54.7	55.5	121.1	125.2	476.4	150.4	50	41	52.1	30.2
2010	30	82.1	89.2	89.4	124.2	61.4	257.8	373.5	257.6	37.8	12.2	29.7
2011	5.6	63.5	22.9	110.9	123.1	279.6	491.5	282.5	71.4	51.3	102.8	17.6
2012	17.7	10.4	89	131.3	36.2	74.7	287.4	408.5	251.5	56.4	55.5	60.4
2013	28.5	50.4	59.7	75.5	129	101.1	302.4	164	120.8	52.9	57.5	21
2014	10	28.9	74.1	85.6	56.2	78.2	152.6	369	119.6	116.6	56.8	26.2
2015	25.1	25.6	40.6	126.1	56.5	95.5	180.3	111.3	55.1	64.4	128.2	40.3
2016	25	43.8	56.2	158.1	98.4	67.4	302.6	76.2	201.7	145.3	34.6	63.1
2017	15.3	29.8	24.1	65	29.5	60.7	308	241	92.1	67.6	12.7	22
2018	21.1	32.5	110.7	133.6	123.7	132.1	172.3	282.1	136.5	164.2	50.5	27.6
2019	8.1	30.8	38.7	79.3	55.9	141	215.8	140	221.2	169	58.2	22
2020	83.4	58.3	28.1	40.3	104.4	184.6	420.7	401.6	210	10.5	38.9	



Figure 53. The number of above, near, and below normal compared to the previous climate normals (light colors) and the new climate normals (dark colors).

가장 변화가 뚜렷하게 나타나는 6월의 평년기간 이동에 따른 해수면 온도, 500hPa 지위고도, 2m 기온, 지구 장파복사(OLR), 연직 수분 속과 연직 바람장, 강수량, 그리고 850hPa 바람장의 변화를 살펴보았다(Figure 54). 신규 평년기간에서 서태평양 지역의 해수면 온도 상승과 500hPa 지위고도의 상승이 유의하게 나타나며 유라시아 대륙을 가로질러 지위고도 편차의 파동 전파와 대서양지역에서 지위고도의 tripole 패턴이 나타난다. 바이칼호 북쪽 지역의 기온 상승이 유의하게 나타났고, 기온 상승이 나타난 지역으로 OLR이 높아지는 것으로 나타났다. 중국 남동부에서 일본 남쪽으로 연직 수분 속의 수렴이 일어나며 강수량이 증가하였고, 우리나라와 열대 서태평양 지역으로는 연직 수분 속이 발산하고 강수량이 감소하는 모습이 나타났다. 이를 통해 일사량 증가와 함께 유라시아 대륙 파동 전파로 나타나는 바이칼호 북쪽 양의 지위

고도 편차와 서태평양의 양의 지위고도 편차가 복합적으로 작용하여 우리나라 6월 기온 상승에 영향을 줄 수 있음을 알 수 있었으며, 선형 회귀분석을 통하여 대서양 해수면 온도의 tripole 패턴과 인도양, 서태평양의 해수면 온도 상승이 각각 평년기간 변경 후에 나타나는 유라시아 대륙 파동 전파와 서태평양 지역 지위고도 상승에 영향을 줄 수 있음을 확인하였다 (Figure 55).

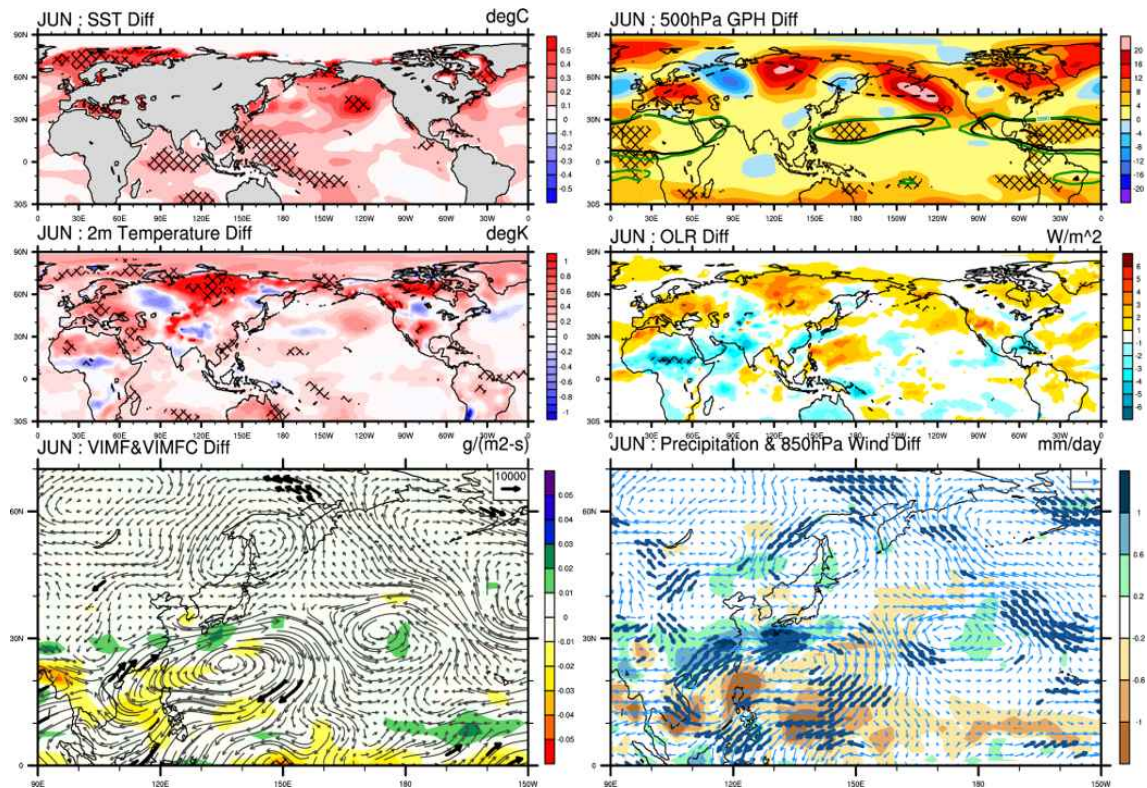


Figure 54. Difference of sea surface temperature, 500 hPa geopotential height, 2m temperature, outgoing long-wave radiation, vertical interpolated moisture flux with convergence, precipitation with 850 hPa wind between the two climate normal period. (Data: NCEP/NCAR reanalysis II, CMAP precipitation).

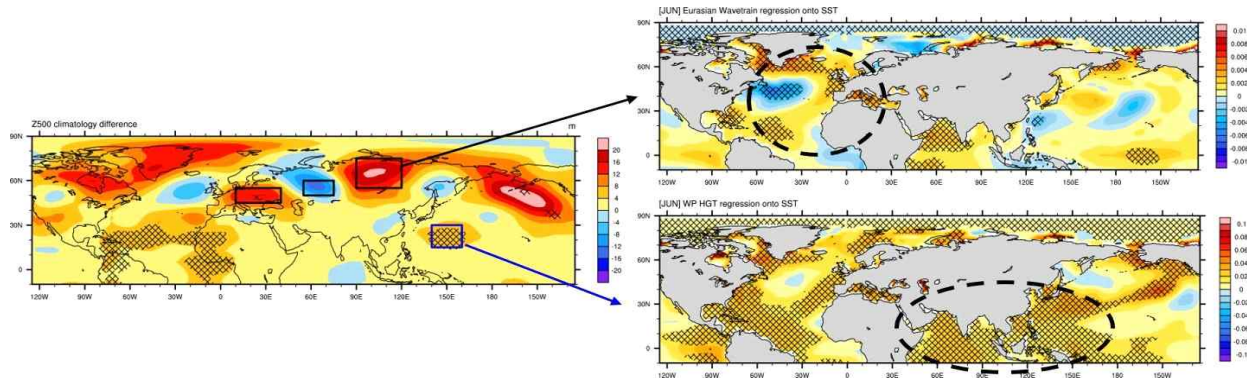


Figure 55. Regression map of 500hPa geopotential height difference onto sea surface temperature.

(4) 관측자료 기반 주별 기후 평년값 변화 분석

주별 기온과 강수의 평년 변화도 마찬가지로 45개 종관기상관측지점 데이터를 사용하였으며 2020년을 기준으로 월요일부터 일요일까지를 1주로 하여 총 53개 주의 주별 평균과 비슷 범위를 계산하였고 관측 주별 기온 편차와 강수량의 3분위 판정표를 작성하였다(Table 15-18). Figure 56에 평년기간 변경 후 주별 기온 평년값과 비슷 범위의 변화, 그리고 관측 주별 기온 편차의 3분위 판정의 변화를 나타내었다. 기온 편차의 3분위 판정은 판정이 (-)방향으로 많아진 경우 파란색, (+)방향으로 많아진 경우 분홍색으로 표시하였다. 대부분 주에서 평년값이 상승하였는데 특히 9번째 주(2월 24일 ~ 3월 1일)에 평년값이 가장 큰 폭으로 상승하였다(+0.9℃). 3분위 판정의 변화도 (-)방향으로 많아져 기온의 평년값이 상승하면서 기존 평년값 대비 비슷하거나 높았던 사례들이 새로운 평년값 대비 비슷하거나 낮은 사례로 바뀔 수 있다. 50번째 주(12월 7일 ~ 12월 13일)에는 평년값이 가장 큰 폭으로 떨어졌다(-0.5℃). 이는 최근 10년간 50번째 주의 기온이 평년을 크게 밑도는 사례가 많고(2012년 -6.3℃, 2014년 -2.3℃, 2017년 -3.7℃, 2018년 -4.6℃) 평년보다 높았던 사례가 단 한 차례(2015년 +3.6℃)밖에 없었던 것과 관련 있다.

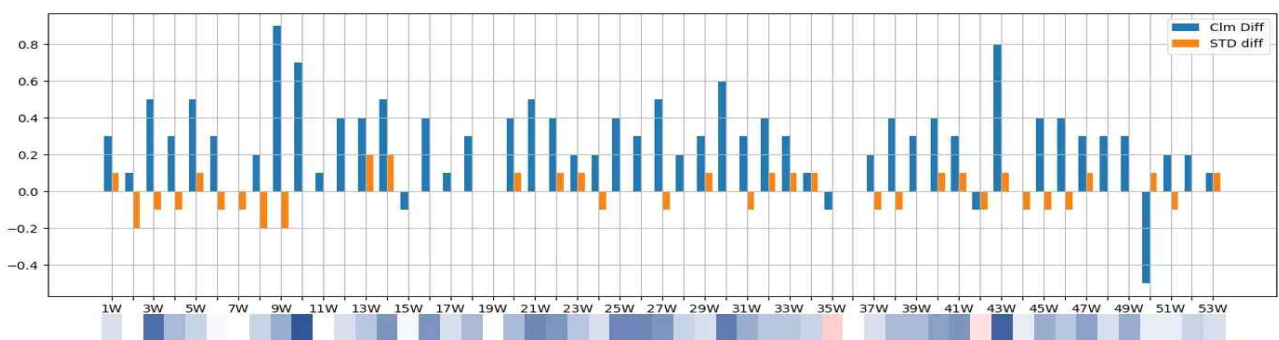


Figure 56. Difference of weekly temperature climate normal and standard deviation with changes in determination.

Figure 57에 평년기간 변경 전후 주별 강수량 중앙값과 평년 비슷 범위, 그리고 관측 주별

강수량의 3분위 판정의 변화를 나타내었다. 강수량의 3분위 판정은 판정이 (-)방향으로 많아진 경우 갈색, (+)방향으로 많아진 경우 초록색으로 표시하였다. 강수량의 판정이 (+)방향으로 많아진 사례는 총 21회, (-)방향으로 많아진 사례는 총 24회로 나타난다. 23~26번째 주(6월)에는 평년 비슷 범위의 상한값이 낮아지며 3분위 판정이 (+)방향으로 많아졌고, 40~52번째 주(10~12월)에는 평년 비슷 범위 상한값이 높아지며 3분위 판정이 (-)방향으로 많아졌다.

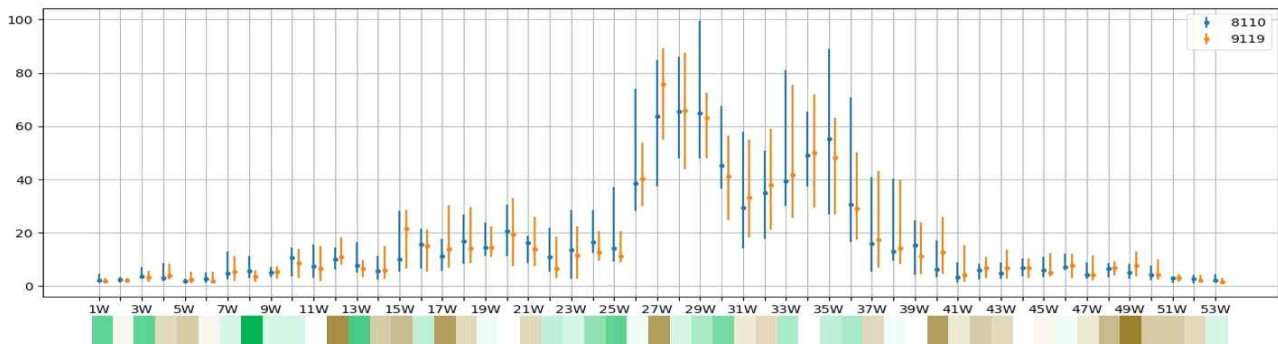


Figure 57. Weekly precipitation median and the range from 1/3 to 2/3 percentile for each climate normal period with changes in determination.

Table 15. The weekly climatological mean temperature and standard deviation for 1991-2020, and the weekly temperature anomaly from 1973 to 2020.

	Clim	Std	1973	1974	1975	1976	1977	1978	1979	1980	1981	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
12-30 ~ 01-05	-0.7	0.9		0.9	1.8	2.6	-6.9	1.7	0.2	3.8	-5.6	1.2	1.2	-2.5	-1.8	-3.1	1.7	0.2	0	-0.8	-0.7	0.6	1.5	2.4	0.8	-1.2	0.1	2.5	1.4	3.4	-1.3	-0.6	-2.7	3	-0.5	0.2	3.2	-0.5	-1	-2.4	-2.7	-1.7	-5.5	3.4	0.5	3.8	3.7	0.9	-1.5	1.7
01-06 ~ 01-12	-0.8	1.1	1.3	0.6	0.1	-1.8	-1.7	2.2	5.1	-1.8	-3.6	0.9	-1.4	-1.9	-3	-5.2	0.2	-0.5	6.6	2.9	-1.6	2.9	1.9	2.6	1	0.1	-1.4	2.7	-2.3	1.8	0.1	1.5	-1.6	2	-1.3	-1.3	0.4	3.7	-1.6	-3.6	-3.5	-1.2	-3.2	0.1	0.3	0.8	3.7	-2.2	0.8	4.2
01-13 ~ 01-19	-1.1	1.2	3.2	-0.8	-1.8	-1.5	-4.1	0.2	-1	-3	-3.8	-4.1	0.4	-3.1	-4.9	0.8	-0.7	2.5	1.6	0.3	-1	0.3	-1.9	0.4	-1	1.5	0.7	1.7	1.5	1.6	-5.2	7.7	2.4	0.5	0.2	4.1	1.4	-1	-0.2	-2	-5	2.4	-0.4	-0.7	2.5	-0.2	-1.2	3.1	1.7	1.6
01-20 ~ 01-26	-1.4	1.1	5	-3.2	1.5	-4	-0.9	1	2.7	-0.9	-3.6	1.3	-1.6	-4.2	-0.4	-1	-0.5	0.3	4.3	-6.2	3.5	1.4	-0.5	-1.9	1.4	-0.3	-1	-2	4.5	-1.1	2.3	1.2	0.5	-4.6	1.1	1.1	2.9	0.8	0.2	1.8	-3.2	-0.5	1.7	2.1	4.2	-4.6	-1.9	-3.1	2.3	5.3
01-27 ~ 02-02	-1.2	0.9	1.8	-2.7	-0.1	0.7	-6.1	-2.7	2.2	0	-2.4	-3.4	3.9	-3.5	-2.1	-0.6	0.2	-0.1	-1.8	0.7	0.2	2.5	-0.2	0	-2.8	-2	0.6	0	1.3	-2	0.3	1	-2.1	1.6	-1.3	4.1	0.6	0	4	2.6	-2.8	-2	3.7	5.8	0.3	0.9	1.1	-2.5	2.2	5.7
02-03 ~ 02-09	-0.2	1.1	0.9	-0.6	2.3	1.4	-4.3	0.3	-2	-6.8	-1.7	-2.6	1.1	-6.5	3.4	-5.1	1.2	-2.7	0.9	1.4	0.8	-0.6	2.9	1.1	0.4	-2.9	0.1	0.4	0.3	-0.8	1.2	2.9	1.4	-1.6	0.8	-3.4	5.1	-1.4	4.8	0.1	2	-2.8	-2.1	-0.1	-0.2	0.1	1.6	-4.9	2.3	-0.3
02-10 ~ 02-16	1.3	0.9	0.6	-2.2	-1.7	3.2	-4.2	-3.3	1.7	-3.8	1.4	-1.8	-4.1	-3.1	0.3	-1.5	2.9	-3.3	1.2	2.7	2	-0.7	1.2	-1.6	0.5	1.8	-1.3	2.8	0.1	-1.3	-2.5	-1	0.6	1.4	1.5	2	1.5	-3.1	4.1	-0.7	-3	-0.7	-2.1	0	1.6	2.7	-0.7	-1.2	-1.2	5.2
02-17 ~ 02-23	1.8	1.1	2.2	1.1	-4.2	1.3	-3.7	-2.3	4.1	-1.1	-0.3	2.7	-4.8	-1.5	-3.1	-1.1	1	-1.7	2.5	4.9	-5.2	-2.4	0.6	0.9	-0.4	-3.5	-1	4.1	0.9	-1.5	1.9	0.5	1.6	5	-1.6	0.5	3.6	-0.7	-0.9	0.3	1.4	-2	-1.2	0.4	2.2	1	0.7	-0.2	1	1.1
02-24 ~ 03-01	2.4	1.2	2.2	-6	-1	1.4	3.9	-0.5	-0.3	2	-6	0.6	-0.9	-2.3	-1.6	-4.3	-3.8	1.6	2.2	0.7	-2.8	4.9	-3.1	-1.2	0	-1.5	3.4	2.4	0.9	-2.2	0	2.5	1.7	2.2	-3	0.3	3	-0.5	2.4	5.1	2	0.4	1.6	3.1	0	-1.2	0.7	1.2	2.9	4
03-02 ~ 03-08	3.6	0.8	2.1	2	0	1	-1.3	1.2	-0.1	1.6	-0.4	-0.7	-0.5	-3.7	-0.2	0.4	-0.2	-4.3	-0.6	1.3	0.6	0.3	0.1	1.6	0.5	-0.4	2	3.4	2.9	0.8	-1.1	0.3	-1	-3.7	-1.8	1.8	1	-0.1	0.7	1.5	-1.6	1.7	-0.4	-0.5	4.5	-0.3	2	4.1	1.4	
03-09 ~ 03-15	5.4	0.8	-1	-4.4	-1	2	-0.1	-3.7	0.9	-1.1	0	2.4	-0.7	-2.1	-2.9	-0.3	-0.1	0.3	1.1	1.3	-2	1.8	-0.4	-3.6	0.5	-1.8	2.6	1.4	0.6	-0.1	-1.7	3.4	-0.8	2.5	-1.8	-0.8	-0.8	3.1	0.1	-0.1	0.4	-2.5	1.7	-1.2	-1.7	-2.3	0.8	3.6	0.7	1.1
03-16 ~ 03-22	6.8	0.8	-1.5	-3.6	-0.5	-3.3	1.6	-1.3	-0.2	-0.8	1.6	0.7	0.4	-3.3	0	-2.4	0.2	-1.8	-0.6	0.7	-0.4	-1	-2.1	-1.6	0	-2.1	-0.3	-1.2	-0.2	0.2	2.9	2.7	-0.4	1	-0.1	0.6	-0.4	2.4	6.2	-2	-1.3	-0.6	0.5	2.3	4	2.7	0.7	-1.2	1.3	2.7
03-23 ~ 03-29	7.4	0.6	0.4	-1.8	-2.1	-1.8	-1.4	0.5	1	-1.9	-0.5	-0.7	0.9	-1.6	0.6	-0.1	-2.6	-0.8	-0.4	1.7	0.5	1.8	0.7	-3.1	-0.4	-0.7	0.5	1.7	-1	0.5	-0.2	1.3	0.9	2.2	-0.7	-0.5	3.1	0	2.1	-1.5	-3	-0.3	-0.5	5.8	0.7	0.3	-0.1	4.2	1.3	2.7
03-30 ~ 04-05	9.1	0.7	0.6	0.4	-1.8	-2.3	0.5	-1	-1.4	1.5	-0.6	0.1	-0.8	-0.2	-2.1	0.4	-1.3	0.3	2.2	0.5	-2.6	2.8	0	2.6	-2.2	-3.3	-0.5	0.7	-0.1	1.3	-1.8	4.1	2.9	-0.6	0.5	-0.6	0.3	-1	-0.6	-0.3	-0.8	0.3	1.8	3.1	3.3	1.4	4.9	-1.4	0.7	
04-06 ~ 04-12	11.2	0.9	1.6	0.6	-0.1	-1.9	0.2	1	0	-0.6	1.4	-1.3	2.7	-2.7	0.2	-0.8	-0.3	-2	0.7	1.2	1.8	-0.5	-5.7	0.7	-1.6	-3.2	-0.3	3.5	-1	-1.9	1.9	-0.4	-1	1.5	1.5	0.9	-0.4	1.1	3.4	-0.7	-0.1	0.1	-4.1	0.7	-1.4	1.8	2.2	-0.5	-0.9	-1.7
04-13 ~ 04-19	12.2	0.7	-1	0.1	2.1	0.1	0.3	0.2	-2.6	-2.9	-1.1	-1.3	0.5	0.8	-0.7	-0.1	-1.5	-0.3	1.7	-2.7	-0.2	-2.4	0.8	0.9	0.2	-2.6	0.3	2	0.7	0.4	1.4	1.8	2.1	3.2	0.3	-2	-1.6	2.1	1.5	-3.8	-0.6	0.7	-0.8	1.9	-0.5	1.5	2.6	-0.1	0.8	-0.5
04-20 ~ 04-26	13.6	0.7	1.8	-2.4	-0.2	-0.3	1.4	-0.9	1.3	-2.8	0.1	1.1	1.5	0.7	-0.2	0.3	-0.3	-2.1	2.3	-2.2	0	0.7	1	1.5	-1	-0.7	-0.5	4.5	3.1	-0.9	-0.9	0.5	-1.6	0.6	-0.6	-2.9	0.8	0	-1.7	-1.7	-2	1.1	-3.2	2.1	1	0.7	0.6	1.1	1.5	3.1
04-27 ~ 05-03	15	0.7	0.7	-1.5	0.4	-1.9	1.6	0.3	-2	1.4	0	-0.6	-0.6	-1.3	-1.3	-0.6	-1.6	-2.1	-0.2	1.4	-1.8	-0.9	-2	2.1	0.1	1.1	1.5	2.7	-0.2	-1.5	-0.2	-0.2	0.8	-0.7	4.1	-0.2	0.2	1.9	-0.2	-2.5	-0.8	2.5	-2.1	0.2	3.1	0.6	1.9	0.9	1.1	1.7
05-04 ~ 05-10	16.3	0.5	-0.5	-1.6	-2.1	-2.8	-0.5	-0.6	-0.2	-1.6	0.8	0.8	0.5	0.5	0.2	0.5	-0.9	1.6	1.3	-0.5	-1.4	-0.6	-0.5	-0.4	-0.9	-1.8	1.2	1	0.3	-0.4	0.1	-1.3	-1.1	-0.5	1.6	1	1.3	0.6	2.7	1.9	0.7	1.9	-0.1	-1.9	-0.1	0.8	1	-0.7	0.1	0.6
05-11 ~ 05-17	16.5	0.5	-0.3	-0.3	-0.2	-0.6	0.8	2.1	-2.9	-0.2	-2.1	1.4	1.3	0.5	1.6	-1.3	-0.3	0.4	-1.1	1.2	0.8	-1.3	-0.1	0	-2.9	0.1	1.6	0.6	1.1	-1.4	1.7	0.5	0.8	0	-0.2	-0.2	0.5	-0.5	0	-0.3	2.2	2.1	1.7	0.5	0.8	3.2	3.2	1.1		
05-18 ~ 05-24	17.9	0.5	-1.3	0.3	-1.3	-0.7	-0.4	0.8	-0.2	-0.4	-1.9	-0.5	0.3	-0.6	-1.3	-0.4	0.4	0.4	1.3	-1.9	2.1	-0.3	0.1	-0.3	0.2	-0.2	-2.2	2.5	-0.7	0.7	2.2	0.2	0.3	0.1	-0.8	0.1	-0.2	0	0.1	0.4	0.3	1.1	0.9	1.4	0.8	2	2.4	-0.8	1.3	-1.4
05-25 ~ 05-31	18.7	0.5	0.2	-0.1	-0.3	1.4	0.3	1.3	0	0.2	0	2	0.9	1	-0.6	0.1	0.2	0	-0.3	-0.3	-1.9	-2.6	0.2	0.4	-0.7	1.3	-1.6	-0.1	-1.5	0.8	1.4	0.1	0.6	1.2	0.8	-0.7	0.9	0.7	1	-2.5	-0.7	1.1	1.3	3.5	2.3	2.1	1.6	1.5	1.5	0.3
06-01 ~ 06-07	20.1	0.5	2.1	-2.8	-1.4	-0.7	0.3	-1.3	0	0.1	-1.2	-0.8	0.5	1.6	-0.5	-0.5	-2.1	-0.6	0.8	-0.2	-0.1	0.4	1.6	-0.2	-1.5	0.9	-1.3	-3.6	0.7	1.2	1.5	2.1	-0.4	1.2	-0.3	0.3	0.5	1.8	-0.3	0.3	0	1.5	1.1	1.1	0.4	-0.8	2.4	0.9	1.8	
06-08 ~ 06-14	20.8	0.5	-0.4	-0.6	-1	-1.3	0.1	1.4	-1.2	0.9	-1	0.8	-0.7	0.5	-0.8	0.6	-1	1.2	-2.5	0.3	2	-1.9	0.1	0.5	-1.4	0.3	0.5	1	1.6	-1.4	0.5	0.5	0.1	0.4	0.9	-1	0	0.5	-0.5	1.3	0.8	0.7	1.1	-0.1	1.3	1.6	-0.3	-0.5	-1.1	3.6
06-15 ~ 06-21	21.6	0.4	0.1	-1.3	0.5	-1	-1.8	0.1	1	0.6	1.3	0.4	-0.5	0.3	-0.9	-1.1	-1.3	0.6	-2.4	0.1	0.2	-1.7	0.6	-0.9	-0.7	-0.3	1.8	-0.2	-0.7	1.9	-0.4	0.4	-0.3	-0.4	0.8	0.3	0.4	-0.4	1.1	1.8	1.2	0.8	2.2	0.8	0.2	1.4	1.5	-0.1	0.1	0.7
06-22 ~ 06-28	22	0.5	0.4	-1.4	-0.7	0.1	0.1	1.2	1.3	0.4	-0.4	-0.4	-0.2	-0.3	0	0.1	0.5	0.1	-0.4	0.3	1.3	-1.3	-0.3	0	-0.3	-2	1.5	0	-0.1	-0.1	0.2	-3.3	-0.8	0.9	2.9	0.2	0.8	-1	2.1	1	0.4	0.7	0.9	0.7	0.1	0.7	1.4	2.2	0.5	1.1
06-29 ~ 07-05	23	0.6	0.8	-1.8	-0.1	-4.1	1.7	2.7	0	-2.1	-0.1	-0.3	0.2	1.1	-0.3	-3.2	0.2	0.3	-1.5	-2.2	0.3	0	-2	2.5	-0.9	-0.6	1.3	1.1	-0.8	2	2.2	0.3	-1.6	0.3	0.9	-0.5	-0.5	0	-0.2	1.5	1.7	1	2	0.3	-0.8	0.5	2.3	0.9	0.5	-1.6
07-06 ~ 07-12	23.6	0.7	2.9	-2.3	-1.1	-1.8	0.7	2.4	0.3	-1	-0.2	1.4	-2.4	-0.3	0.7	-2.1	0.6	2.4	-1.4	2.2	-1.4	0.2	-0.5	3.9	0.8	-3.6	-2	2.4	-1.3	1.2	0.5	-0.9	-1.5	-0.3	-1.1	-0.6	-0.9	3.4	-0.1	0.5	-0.2	0.4	2.4	1.3	-0.6	1.4	2.7	-0.6	-0.7	-0.2
07-13 ~ 07-19	24.3	0.6	3.3	-2.2	1.4	-1.3	0.3	0.8	-1.9	-2.2	2.6	-1	-1.7	0.6	0.3	-1	-1.2	0.1	0.4	0.3	-0.5	-0.7	-2.3	4.3	0.1	0.3	0	-1.4	-0.4	1.8	-0.2	-0.1	-2.8	0.3	1.2	-0.8	-1.5													

Table 16. The weekly precipitation median, 1/3 and 2/3 percentile for 1991-2020, and the observed weekly precipitation from 1973 to 2020.

	Median	P33	P66	1973	1974	1975	1976	1977	1978	1979	1980	1981	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	
12-30 ~ 01-05	2.3	1.5	4.6		0.5	5.6	1.6	0.9	2.25	0.1	11.5	7.3	14.6	5.2	8.2	0.5	21.5	28.7	1.7	1.5	2.7	2.1	0.4	0.4	4.3	6.5	1.1	9.8	1.5	0	13.3	0.7	2.5	3.6	1.4	0.8	0.2	1.9	4.2	1.2	8.8	7.3	1.9	4	1.3	5.8	1.9	2.1	1	0.1	1	
01-06 ~ 01-12	2.4	1.3	3.3	21.9	0.2	1.1	3	0.9	1.6	4.7	2.7	0.8	1.3	1	0.3	2.8	2.5	1.7	0.5	19.5	12.4	3	11.8	12.1	1.6	0.7	2.3	3.3	22.3	1.8	10.4	32.2	3.3	0	1.3	0.4	2.3	3.1	23.7	1.3	0.7	0.6	0	0.1	1.8	0.1	2.1	7.3	2.5	56.3		
01-13 ~ 01-19	3.6	2.7	7.1	9	0.1	1.9	0.5	0.4	1.7	3.9	2	6.9	3.2	7.4	0.6	6.1	0.4	13.1	2.8	29.5	1.5	1	3.6	12.4	12.3	0.4	2.5	0.3	12.9	3.5	5	2.5	43.7	2.8	8.5	3.6	16.6	0.4	0.6	4	1.2	0.4	8.5	2.1	0	2.7	5.9	10.3	12.2	0.3	1.3	
01-20 ~ 01-26	3.2	2	8.5	37.9	20.7	9	1.6	3.4	7.2	0.5	0.8	8.1	1.2	0.3	1.2	0.1	2.3	8.9	8.3	22.1	2	17.3	0.2	0.6	2.6	15.5	0	1.6	0.9	0	2.2	0.4	5.4	0.7	6.3	0	2.5	14.5	2.4	0.9	4.4	6.8	0.5	3.9	31.8	0.3	2.2	15.5	6.2	0.3	5.1	17.6
01-27 ~ 02-02	1.8	0.9	2.8	0.3	3.2	1	0	0.1	5	27.8	20.4	0.7	0.3	20.3	1	2.6	2	3.3	0.5	0.7	32.4	0.1	8.5	0.8	1.3	1	1.6	0.9	0	2.2	0.4	5.4	0.7	6.3	0	2.5	14.5	2.4	0.9	4.4	6.8	0.5	3.9	31.8	0.3	2.2	15.5	6.2	0.3	5.1	17.6	
02-03 ~ 02-09	2.9	1.3	5	8.8	11.4	9.5	2.6	0.3	2.1	0.3	1.2	1.8	5.5	5.1	0.4	14.6	0.3	3.4	1.2	4.1	5	7.4	10.3	0.7	4.9	0.6	2.4	1	5.7	0.3	1.5	1.7	0.1	15.8	3.7	1.4	8.6	11.3	0.3	9.8	1.3	2.4	13.6	9.5	0.4	0.8	2	0.8	13.3	0.4		
02-10 ~ 02-16	4.8	2.4	13.1	0.2	8.3	1.7	61.9	1.5	10	3.5	0.1	20.1	0.4	3.4	0.1	4.4	2.9	2.8	0.5	17.4	24.9	2.4	1.6	34.6	11.7	9.2	2.8	1	5.3	1	0.7	5.9	1.3	3.3	1.1	25.1	11.1	28.9	0	15.8	32.1	11.5	3.9	0.4	5.6	13.9	33.8	2.4	1.2	0.6	20.8	
02-17 ~ 02-23	5.6	3.1	11.4	11.7	13.6	6.7	12.8	0.2	1.6	54.2	2.8	3.2	11.4	6.4	11.4	13.2	1.4	9.7	4.3	8.4	6.7	4.3	1.7	3.3	0.2	1.4	5	0.2	30.5	1.6	0.1	22.3	4.3	2.7	33.3	6.3	0.4	2.8	0.5	14.7	0.9	3.8	1	4.9	3.1	9.5	0.3	25.3	1.1	16.4	4.3	
02-24 ~ 03-01	5	3.3	7.3	0.3	0.5	1.4	29.6	1.2	8.3	4	9.8	3.3	3.3	12.5	4.5	6.3	0.9	3.2	4.5	43.8	7.8	5.8	12.4	1.3	0	7.5	1.1	25.8	5.5	13.5	1	3.4	0.8	10.9	3.3	0.1	6.9	0.6	7.2	4.5	54.7	50	2.6	5.1	6.4	2.8	8.8	2.2	30.2	0.4	32.7	
03-02 ~ 03-08	10.6	3.6	14.4	0.4	3.5	22.1	4.1	9.9	11.6	0.2	2	0.6	24.7	15.6	1.6	30.7	0.1	7	2.4	60.8	1.1	27.2	1.4	13.8	21.4	1.5	25.2	12.5	0.1	3.2	1.9	4.5	8.7	23.1	15.1	7.7	0.8	54.2	3.8	12.9	13.2	0	26.4	0.8	1.5	2.9	42.9	3	4.9	1.6	1.9	
03-09 ~ 03-15	7.4	3.1	15.8	3.4	5.7	21.8	0.7	6.4	31.8	7	20.5	8.8	16.9	4.3	1.5	0.9	25.8	4.3	35.2	0	23.1	23.7	1.9	12.1	3.5	2.4	15.2	27.8	6.5	28	8.3	1.6	15.1	1.3	0	6.2	0.6	1.7	2.2	18.4	27.2	0	0.6	17.6	33.3	1.3	2.3	0.6	2.4	13.5	12.7	
03-16 ~ 03-22	10	6.2	14.5	3.3	1.7	23.9	10.8	13.9	6.8	1	15.7	0	3.6	15.1	9.8	9.4	1.8	20.3	10.1	1.2	1	10.4	23.7	0.5	5.8	21.2	54.7	0.9	33.7	40.7	5.3	0.7	14.2	10.9	10.8	39.6	9.1	4.9	7.4	18.1	6.4	16.2	16.1	34.6	4.6	32.3	9.5	4.3	35.9	18.4	0.7	
03-23 ~ 03-29	7.9	5.2	16.7	2	2.3	5.6	19.6	20.7	2.4	34.1	9.1	23.2	0.8	25.8	0.6	36.5	0.4	2.1	1.4	22.2	40.3	17.8	1.4	16.2	3.4	7.7	12.4	0.9	6.6	19.3	6.5	3.7	8.3	5.9	2.6	6.3	1.3	40.9	33.5	2.9	8.1	3.5	20.8	0.8	28.8	0	1.6	10.4	0	2.1	12.8	
03-30 ~ 04-05	5.8	2.6	11.3	0.2	5.6	25.3	0.6	7.9	3.8	34.3	7.21	5.3	39.4	9.7	15.3	3.1	1.8	2.7	0.1	7.8	8.2	0.1	3.8	5.9	0.1	1.3	10.8	48.5	72.8	16.6	0.5	1.6	4	0.8	19	2.1	28.2	12.4	5.6	2.4	34.7	2.7	54.8	2.7	10	42.5	11.3	24.9	27.6	3.2	0.7	
04-06 ~ 04-12	10.2	5.3	28.4	30.8	6.6	16.8	0.8	60.6	5.4	48.3	41.7	22.9	3.4	17.4	4.4	26.8	4.6	11.9	26.6	0.2	57.9	7.6	6.1	1.9	3.5	8.5	2.1	8.5	72.8	13.8	5.4	6.5	31.5	34.4	0.6	40.5	4.5	2.5	28.8	0	5.1	24.3	7	27.4	0.2	6	35.2	21.4	22	35.2	5.6	
04-13 ~ 04-19	15.6	6.7	21.6	49.9	15.6	4.1	31.2	44.2	11.6	15	36.7	18.2	1	36.9	63.9	11.6	16.1	0.1	25.8	21.5	5.8	71.4	13.4	0	2.1	6	16.8	1.8	1.7	2.1	2.7	24.1	27.8	48.8	36.8	23.4	15.2	2.3	21.9	5.2	7.1	7.9	3.6	2.6	2	15.6	3.8	5.3	19.5	22.9	1.3	33.3
04-20 ~ 04-26	11.4	5.6	17.7	50.2	6.4	78.4	17.2	7.4	0.1	36.1	1.1	1.7	4	17.3	10.3	11.6	19.4	3.4	0.9	3.6	26.7	0.2	18.4	14.7	8.8	56.5	0.9	5.9	29.3	1	5.1	0.1	11.3	7.9	38.7	11.7	3.7	5.8	13.8	47.9	4.8	39.3	91.7	3.6	0	11	31	3.1	61.2	23.4	0.7	
04-27 ~ 05-03	16.9	8.2	26.8	55	13.2	55.2	55.4	42.3	11.4	4.5	25.9	14.9	17.7	4.6	25.9	0.3	21.2	28.6	16.1	2.3	44.9	3.7	8.6	55.6	20.4	4.9	38.1	3.2	29.5	55.2	2.6	18.6	73.9	40.4	29.6	5.9	2.1	13.9	0.1	7.3	12.6	43.4	8.6	10.7	63.8	46.5	62.1	0	14.3	19.4	13.9	
05-04 ~ 05-10	14.4	11.3	23.8	49.1	4.1	17.6	1.5	3.6	0.6	61.6	5	14.8	20.4	28.3	1	99.2	5.7	6.2	38.9	11.9	10.8	14.4	6.7	13.8	9	11.5	21.6	7.2	10.7	7.5	12.2	14.5	5.4	59.9	42.7	30.1	88.9	17.4	7.3	0.4	5.7	49.3	1.4	19.8	4.3	0.3	2.3	16.3	32.1	0.1	39.1	
05-11 ~ 05-17	20.6	11.2	30.5	26	4.2	35.5	16.4	27.7	0	34.1	47.5	18.6	3.8	4.1	42.8	57.9	28.1	18.5	4.4	30.4	28.5	3.8	12.5	70.9	63.9	11.1	73.3	70.6	0.7	9.7	0.1	24.7	3.4	22.7	30.7	1	40.2	13.8	58.8	6.6	49.4	19.5	0.1	35.8	34.1	19.5	5.6	43.2	1.8	19.3		
05-18 ~ 05-24	16.2	8.5	18.9	1.6	104.6	5.4	21.4	9.1	10.5	3.4	21.5	1	8.8	1.8	0.4	17.9	42.9	25	19.5	1.8	15.4	1.1	5.9	18	4.3	34.6	10.7	18.6	0.2	61.4	7.9	13.9	6	5.3	7.4	16.9	47.1	35.3	40.7	54.2	109.5	13.1	0.3	28.6	4.6	4.7	20.3	5	29.7	30.1	29.7	
05-25 ~ 05-31	1.1	5.3	21.9	13.9	11.8	12.6	9.5	18.4	3.2	16.5	48.9	10	31.2	12.5	15.9	0.3	15.5	24.1	2.2	6.4	22.2	47.1	12	2.2	37.4	5.1	6.1	24.4	0.2	7.7	27.2	1.9	1.9	110.1	27.4	0	21.8	5.4	41.8	0.7	2.3	9	6.7	78.3	11.3	2.7	1.1	2.5	4.3	23.9	2.6	
06-01 ~ 06-07	13.7	2.7	28.6	9.7	14.6	3.5	35.9	46.7	5.7	56.4	19.3	0	6.2	0	52.1	12.3	8.6	112.7	49.5	42.9	0.2	30.9	19	62.8	0.1	49.2	21.9	32.6	42.4	22.5	0.2	1.1	2.7	1.6	2.8	37.5	0.1	1	27.4	15.1	2.7	11.6	1.8	0.9	30.2	3.5	4.9	19.2	1.4	44.9	1.7	
06-08 ~ 06-14	16.6	12.5	28.6	8	24.2	8.9	65.1	17.2	73.6	15.6	14.1	32.8	14.8	19.6	8.7	12.8	12.2	7.2	6.1	108.7	3.3	84.1	7.6	29.9	1.7	4.3	24.7	12.6	42.3	0	31.5	9.7	28	35.9	2.2	4.1	84.2	13.2	13.8	21.6	18.4	5.8	12.7	9.8	18.5	9.5	7.1	3.9	11.9	8.3	70.4	
06-15 ~ 06-21	14.3	9.2	37.1	5.3	66.7	16.9	12.8	0.7	19.9	61.9	40.4	34.3	2.4	20.6	63.4	5.6	60.6	15.4	6.1	4.8	148	0.2	10.2	6	22.1	7.2	114.8	13.2	10.7	62.9	2.6	93.8	9.4	42.8	199.7	3.8	8.8	22.3	92.5	21.3	11.2	2.6	15.7	88.6	6.2	19.3	14.7	2.5	3.8	8.8	21.3	
06-22 ~ 06-28	38.6	28.3	7.4	38	3.3	41.6	6.6	8.3	101.8	140.5	64.8	77.5	5.6	8.2	37	165.1	145.8	1.2	13.1	21.7	126.8	9.5	4.7	40.3	31.8	7.8	127.4	126.4	142.4	72.3	110.2	94.5	26.6	101.1	30.4	55.1	36.6	4.9	45.5	29.1	25.3	206.2	2.6	21.6	21.5	51.4	38.9	29.7	100	47.3	24.1	
06-29 ~ 07-05	63.8	37.4	84.8	46.9	90	25.1	34.2	47.4	55.8	17.4	53.3	120.4	2.2	62.3	103.3	7.2	11.4	11.6	38.9	8.2	3.2	43.3	14.8	54.3	92.7	20.5	70.5	135.7																								

Table 17. The weekly climatological mean temperature and standard deviation for 1991-2020, and the weekly temperature anomaly from 1973 to 2020.

	Clim	Std	1973	1974	1975	1976	1977	1978	1979	1980	1981	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
12-30 ~ 01-05	-0.4	1		0.6	1.5	2.3	7.2	1.4	-0.1	3.5	-5.9	0.9	0.9	-2.8	-2.1	-3.4	1.4	-0.1	-0.3	-1.1	-1	0.3	1.2	2.1	0.5	-1.5	-0.2	2.2	1.1	3.1	-1.6	-0.9	-3	2.7	-0.8	-0.1	2.9	-0.8	-1.3	-2.7	-3	-2	-5.8	3.1	0.2	3.5	3.4	0.6	-1.8	1.4
01-06 ~ 01-12	-0.7	0.9	1.2	0.5	0	-1.9	-1.8	2.1	5	-1.9	-3.7	0.8	-1.5	-2	-3.1	-5.3	0.1	-0.6	6.5	2.8	-1.7	2.8	1.8	2.5	0.9	0	-1.5	2.6	-2.4	1.7	0	1.4	-1.7	1.9	-1.4	-1.4	0.3	3.6	-1.7	-3.7	-3.6	-1.3	-3.3	0	0.2	0.7	3.6	-2.3	0.7	4.1
01-13 ~ 01-19	-0.6	1.1	2.7	-1.3	-2.3	-2	-4.6	-0.3	-1.5	-3.5	-4.3	-4.6	-0.1	-3.6	-5.4	0.3	-1.2	2	1.1	-0.2	-1.5	-0.2	-2.4	-0.1	-1.5	1	0.2	1.2	1	1.1	-5.7	7.2	1.9	0	-0.3	3.6	0.9	-1.5	-0.7	-2.5	-5.5	1.9	-0.9	-1.2	2	-0.7	-1.7	2.6	1.2	1.1
01-20 ~ 01-26	-1.1	1	4.7	-3.5	1.2	-4.3	-1.2	0.7	2.4	-1.2	-3.9	1	-1.9	-4.5	-0.7	-1.3	-0.8	0	4	-6.5	3.2	1.1	-0.8	-2.2	1.1	-0.6	-1.3	-2.3	4.2	-1.4	2	0.9	0.2	-4.9	0.8	0.8	2.6	0.5	-0.1	1.5	-3.5	-0.8	1.4	1.8	3.9	-4.9	-2.2	-3.4	2	5
01-27 ~ 02-02	-0.7	1	1.3	-3.2	-0.6	0.2	-6.6	-3.2	1.7	-0.5	-2.9	-3.9	3.4	-4	-2.6	-1.1	-0.3	-0.6	-2.3	0.2	-0.3	2	-0.7	-0.5	-3.3	-2.5	0.1	-0.5	0.8	-2.5	-0.2	0.5	-2.6	1.1	-1.8	3.6	0.1	-0.5	3.5	2.1	-3.3	-2.5	3.2	5.3	-0.2	0.4	0.6	-3	1.7	5.2
02-03 ~ 02-09	0.1	1	0.6	-0.9	2	1.1	4.6	0	-0.4	-7.1	-2	-2.9	0.8	-6.8	3.1	-5.4	0.9	-3	0.6	1.1	0.5	-0.9	2.6	0.8	0.1	-3.2	-0.2	0.1	0	-1.1	0.9	2.6	1.1	-1.9	0.5	-3.7	4.8	-1.7	4.5	-0.2	1.7	-3.1	-2.4	-0.4	-0.5	-0.2	1.3	-5.2	2	-0.6
02-10 ~ 02-16	1.3	0.8	0.6	-2.2	-1.7	3.2	-4.2	-3.3	1.7	-3.8	1.4	-1.8	-4.1	-3.1	0.3	-1.5	2.9	-3.3	1.2	2.7	2	-0.7	1.2	-1.6	0.5	1.8	-1.3	2.8	0.1	-1.3	-2.5	-1	0.6	1.4	-1.5	2	1.5	-3.1	4.1	-0.7	-3	-0.7	-2.1	0	1.6	2.7	-0.7	-1.2	-1.2	5.2
02-17 ~ 02-23	2	0.9	2	0.9	-4.4	1.1	-3.9	-2.5	3.9	-1.3	-0.5	2.5	-5	-1.7	-3.3	-1.3	0.8	-1.9	2.3	4.7	-5.4	-2.6	0.4	0.7	-0.6	-3.7	-1.2	3.9	0.7	-1.7	1.7	0.3	1.4	4.8	-1.8	0.3	3.4	-0.9	-1.1	0.1	1.2	-2.2	-1.4	0.2	2	0.8	0.5	-0.4	0.8	0.9
02-24 ~ 03-01	3.3	1	3.1	-6.9	-1.9	0.5	3	-1.4	-1.2	1.1	-6.9	-0.3	-1.8	-3.2	-2.5	-5.2	-4.7	0.7	1.3	-0.2	-3.7	4	-4	-2.1	-0.9	-2.4	2.5	1.5	0	-3.1	-0.9	1.6	0.8	1.3	-3.9	-0.6	2.1	-1.4	1.5	4.2	1.1	-0.5	0.7	2.2	-0.9	-2.1	-0.2	0.3	2	3.1
03-02 ~ 03-08	4.3	0.8	2.8	1.3	-0.7	0.3	-2	0.5	-0.8	0.9	-1.1	-1.4	-1.2	-4.4	-0.9	-0.3	-0.9	-5	-1.3	0.6	-0.1	-0.4	-0.6	0.9	-0.2	-1.1	1.3	2.7	2.2	0.1	-1.8	-0.4	-1.7	-4.4	-2.5	1.1	0.3	-0.8	0	0.8	-2.3	0.9	1	-1.1	-1.2	3.8	-1	1.3	3.4	0.7
03-09 ~ 03-15	5.5	0.8	1.1	-4.5	-1.1	1.9	-0.2	-3.8	0.8	-1.2	-0.1	2.3	-0.8	-2.2	-3	-0.4	-0.2	0.2	1	1.2	-2.1	1.7	-0.5	-3.7	0.4	-1.9	2.5	1.3	0.5	-0.2	-1.8	3.3	-0.9	2.4	-1.9	-0.9	0.9	3	0	-0.2	0.3	-2.6	1.6	-1.3	-1.8	-2.4	0.7	3.5	0.6	1
03-16 ~ 03-22	7.2	0.8	1.9	-4	-0.9	-3.7	1.2	-1.7	-0.6	-1.2	1.2	0.3	0	-3.7	-0.4	-2.8	-0.2	-2.2	-1	0.3	-0.8	-1.4	-2.5	-2	-0.4	-2.5	-0.7	-1.6	-0.6	-0.2	2.5	2.3	-0.8	0.6	-0.5	0.2	-0.8	2	5.8	-2.4	-1.7	-1	0.1	1.9	3.6	2.3	0.3	-1.6	0.9	2.3
03-23 ~ 03-29	7.8	0.8	0	-2.2	-2.5	-2.2	-1.8	0.1	0.6	-2.3	-0.9	-1.1	0.5	-2	0.2	-0.5	-3	-1.2	-0.8	1.3	0.1	1.4	0.3	-3.5	-0.8	-1.1	0.1	1.3	1.4	0.1	-0.6	0.9	0.5	1.8	-1.1	-0.9	2.7	-0.4	-2.5	-1.9	-3.4	-0.7	-0.9	5.4	0.3	-0.1	-0.5	3.8	0.9	2.3
03-30 ~ 04-05	9.6	0.9	0.1	-0.1	-2.3	-2.8	0	-1.5	-1.9	1	-1.1	-0.4	-1.3	-0.7	-2.6	-0.1	-1.8	-0.2	1.7	0	-3.1	2.3	-0.5	2.1	-2.7	-3.8	-1	0.2	-0.6	0.8	-2.3	3.6	2.4	-1.1	0	-0.4	-1.1	-0.2	-1.5	-1.1	-0.8	-1.3	0.2	1.3	2.6	2.8	0.9	4.4	-1.9	0.2
04-06 ~ 04-12	11.1	0.9	1.7	0.7	0	-1.8	0.3	1.1	0.1	-0.5	1.5	-1.2	2.8	-2.6	0.3	-0.7	-0.2	-1.9	0.8	1.3	1.9	-0.4	-5.6	0.8	-1.5	-3.1	-0.2	3.6	-0.9	-1.8	2	-0.3	-0.9	1.6	1.6	1	-0.3	1.2	3.5	-0.6	0	0.2	-4	0.8	-1.3	1.9	2.3	-0.4	-0.8	-1.6
04-13 ~ 04-19	12.6	0.9	1.4	-0.3	1.7	-0.3	-0.1	-0.2	-3	-3.3	-1.5	-1.7	0.1	0.4	-1.1	-0.5	-1.9	-0.7	1.3	-3.1	-0.6	-2.8	0.4	0.5	-0.2	-3	-0.1	1.6	0.3	0	1	1.4	1.7	2.8	-0.1	-2.4	-2	1.7	1.1	-4.2	-1	0.3	-1.2	1.5	-0.9	1.1	2.2	-0.5	0.4	-0.9
04-20 ~ 04-26	13.7	0.7	1.7	-2.5	-0.3	-0.4	1.3	-1	1.2	-2.9	0	1	1.4	-0.8	-0.3	0.2	-0.4	-2.2	-2.2	-2.3	-0.1	0.6	0.9	1.4	-1.1	-0.8	-0.6	4.4	3	-1	-1	0.4	1.7	0.5	-0.7	-3	0.7	-0.1	-1.8	-1.8	-2.1	1	-3.3	2	0.9	1.6	0.5	1	1.4	-3.2
04-27 ~ 05-03	15.3	0.7	0.4	-1.8	0.1	-2.2	-1.9	0	-2.3	-1.7	-0.3	-0.9	-0.9	-1.5	1	-0.9	1.9	1.8	-0.5	-1.7	-2.1	-1.2	-2.3	1.8	-0.2	0.8	1.2	2.4	-0.5	-1.8	-0.5	0.5	-1	3.8	-0.5	-0.1	1.6	-0.5	-2.8	-1.1	2.2	-2.4	-0.1	2.8	0.3	1.6	0.6	-1.4	1.4	
05-04 ~ 05-10	16.3	0.5	-0.5	-1.6	-2.1	-2.8	-0.5	-0.6	-0.2	-1.6	0.8	0.8	-0.5	0.5	0.2	0.5	-0.9	-1.6	1.3	-0.5	-1.4	-0.6	-0.5	-0.4	-0.9	1.9	1.2	1	0.3	-0.4	0.1	-1.3	-1.1	-0.5	-1.6	1	1.3	0.6	2.7	1.9	0.7	1.9	-0.1	-1.9	-0.1	0.8	1	-0.7	0.1	0.6
05-11 ~ 05-17	16.9	0.6	-0.1	-0.1	-0.6	-1	0.4	1.7	-3.3	-0.6	-2.5	1	0.9	0.1	1.2	1.6	-0.7	0	-1.5	0.8	0.4	-1.7	-0.5	-0.4	-3.3	-0.3	1.2	-1	0.7	-1.3	1.3	-0.9	0.4	-0.4	-0.6	-0.6	0.1	-2.7	0.1	-0.9	-0.4	-0.7	1.8	1.7	1.3	0.1	0.4	2.8	2.8	0.7
05-18 ~ 05-24	18.4	0.5	-2	-0.2	-1.8	-1.2	-0.9	0.3	-0.7	-0.9	-2.4	-1	-0.2	-1.1	-1.8	-0.9	-0.1	-0.1	0.8	-2.4	1.6	-0.8	-0.4	-0.8	0.3	-0.7	-2.7	2	-1.2	0.2	1.7	-0.3	-0.2	-0.6	-1.3	-0.4	-0.7	-0.5	-0.4	-0.1	-0.2	0.6	0.4	0.9	0.3	1.5	1.9	-1.3	0.8	-1.9
05-25 ~ 05-31	19.1	0.6	-0.2	-0.5	-0.7	-1	0.1	0.9	-0.4	-0.2	0.4	1.6	0.5	0.7	-1	-0.3	-0.2	-0.4	-0.7	-0.7	-3.3	-3	-0.2	0	-1.1	0.9	-2	-0.5	1.9	0.4	1	-0.3	0.2	0.8	0.4	-1.1	0.5	0.3	0.6	-2.9	-1.1	0.7	0.9	3.1	1.9	1.7	1.2	1.1	1.1	-0.1
06-01 ~ 06-07	20.3	0.6	2.3	-3	-1.6	-0.9	0.1	-1.5	-0.2	-0.1	-1.4	-1	0.3	1.4	-0.7	1.9	-0.8	0.6	-0.4	0.3	0.2	-1.8	-0.4	-1.7	0.7	-1.5	-3.8	0.5	1	1.3	1.9	0.6	1	-0.5	0.1	0.3	-3	-0.5	0.1	-0.2	1.3	0.9	0.9	0.2	0.2	-1	2.2	0.7	1.6	
06-08 ~ 06-14	21.0	0.4	0.6	-0.8	-1.2	-1.5	-0.1	-1.2	1.4	0.7	1.2	0.6	0.9	0.3	-1	0.4	-1.2	1	-2.7	0.1	1.8	2.1	-0.1	0.3	-1.6	0.1	0.3	-1.2	1.4	-1.6	0.3	0.3	-0.1	0.2	0.7	-1.2	-0.2	0.3	-0.7	1.1	0.6	0.5	0.9	-0.3	-1.1	1.4	-0.5	-0.7	-1.3	3.4
06-15 ~ 06-21	22.0	0.4	-0.3	-1.7	0.1	1.4	-2.2	-0.3	0.6	0.2	0.9	0	-0.9	-0.1	-1.3	-1.5	-1.7	0.2	-2.8	-0.3	-0.2	2.1	0.2	1.3	-1.1	-0.7	1.4	-0.6	1.1	1.5	-3.8	0	-0.7	-0.8	0.4	-0.1	0	-0.8	0.7	1.4	0.8	0.4	1.8	0.4	-0.2	1	1.1	-0.5	-0.3	0.3
06-22 ~ 06-28	22.3	0.5	0.1	-1.7	1	-0.2	-0.2	0.9	1	0.1	0.7	-0.7	-0.5	0.6	-0.3	-0.2	0.2	-0.2	-0.7	0	1	-1.6	-0.6	-0.3	-0.6	-2.3	1.2	-0.3	-0.4	-0.4	-0.1	-3.6	-1.1	0.6	2.6	-0.1	0.5	-1.3	1.8	0.7	0.1	0.4	0.6	0.4	-0.2	1	1.1	1.9	0.2	0.8
06-29 ~ 07-05	23.5	0.5	0.3	-2.3	-0.6	-4.6	1.2	2.2	-0.5	-2.6	-0.6	-0.8	-0.3	0.6	-0.8	-3.7	0.3	-0.2	-2	-2.7	-0.2	-0.5	-2.5	2	1.4	-1.1	0.8	0.6	-1.3	1.5	1.7	-0.2	-2.1	-0.2	0.4	-1	-1	-0.5	-0.7	1	1.2	0.5	1.5	-0.2	1.3	0	1.8	0.4	0	-3.1
07-06 ~ 07-12	23.8	0.7	2.7	-2.5	-1.3	-2	0.5	2.2	0.1	-1.2	-0.4	1.2	-2.6	-0.5	0.5	-2.3	0.4	2.2	-1.6	2	-1.6	0	-0.7	3.7	0.6	-3.8	-2.2	-1.5	1	0.3	1.1	-1.7	-0.5	-1.3	-0.8	-1.1	3.2	-0.3	0.3	-0.4	0.2	2.2	1.1	-0.8	1.2	-2.5	-0.8	-0.9	-0.4	
07-13 ~ 07-19	24.6	0.7	3	-2.5	1.1	-1.6	0	0.5	-2.2	-2.5	2.3	-1.3	-2	0.3	0	-1.3	-1.5	-0.2	0.1	0	-0.8	-1	-2.6	4	-0.2	0	-0.3	-1.7	-0.7	1.5	-0.5	-0.4	-3.1	0	0.9	-1.1	-1.8	2												

Table 18. The weekly precipitation median, 1/3 and 2/3 percentile for 1991-2020, and the observed weekly precipitation from 1973 to 2020.

	Median	P33	P66	1973	1974	1975	1976	1977	1978	1979	1980	1981	1982	1983	1984	1985	1986	1987	1988	1989	1990	1991	1992	1993	1994	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020		
12-30 ~ 01-05	1.9	1.2	3.2		0.5	5.6	1.6	0.9	22.5	0.1	11.5	7.3	14.6	5.2	8.2	0.5	21.5	28.7	1.7	1.5	2.7	2.1	0.4	0.4	4.3	6.5	1.1	9.8	1.5	0	13.3	0.7	2.5	3.6	1.4	0.8	0.2	1.9	4.2	1.2	8.8	7.3	1.9	4	1.3	5.8	1.9	2.1	1	0.1	1		
01-06 ~ 01-12	2.3	1.4	3.2	21.9	0.2	1.1	3	0.9	1.6	4.7	2.7	0.8	1.3	1	0.3	2.8	2.5	6.2	0.7	4.9	12.4	3	11.8	12.1	1.6	0.7	2.3	3.3	22.3	1.8	10.4	32.2	3.3	0	1.3	0.4	2.3	3.1	23.7	1.3	0.7	0.6	0	0.1	1.8	4.9	0.1	2.1	7.3	2.5	56.3		
01-13 ~ 01-19	3.5	1.5	5.6	9	0.1	1.9	0.5	0.4	1.7	3.9	2	6.9	3.2	7.4	0.6	6.1	0.4	13.1	2.8	29.5	1.5	1	3.6	12.4	12.3	0.4	2.5	0.3	12.9	3.5	5	2.5	43.7	2.8	8.5	3.6	16.6	0.4	0.6	4	1.2	0.4	8.5	2.1	0	2.7	5.9	0.3	12.2	0.3	1.3		
01-20 ~ 01-26	3.9	2.4	8.4	37.9	20.7	9	1.6	3.4	7.2	0.5	0.8	8.1	1.2	0.1	1.2	0.1	2.3	8.9	8.3	29.1	2	17.3	0.2	0.6	2.6	15.5	6	0.4	3.8	11.1	7	8.8	13.5	13.7	2.7	7.7	1.9	13.2	2.3	14.1	1.8	3.9	23.4	5	10.4	3.1	4.6	1.3	0.2	8.2			
01-27 ~ 02-02	2.4	0.9	5.3	0.3	3.2	1	0	0.1	5	27.8	20.4	0.7	0.3	20.3	1	2.6	2	3.3	0.5	0.7	32.4	0.1	8.9	0.8	1.8	1	1.6	0.9	0	2.2	0.4	5.4	0.7	6.3	0	2.5	14.5	2.4	0.9	4.4	6.8	0.5	3.9	31.8	0.3	2.2	15.3	6.2	0.3	5.1	17.6		
02-03 ~ 02-09	2	1.1	5.4	8.8	11.4	9.5	2.6	0.3	2.1	0.3	1.2	1.8	5.5	5.1	0.4	14.8	0.3	3.4	1.2	4.1	5	7.4	10.3	0.7	4.9	0.6	2.4	1	5.7	0.3	1.5	1.7	0.1	15.8	3.7	1.4	8.6	11.3	0.3	1	9.8	1.3	2.4	13.6	9.5	0.4	0.8	2	0.8	13.3	0.4		
02-10 ~ 02-16	5.3	1.9	11.4	0.2	8.3	1.7	61.9	1.5	10	3.5	0.1	20.1	0.4	3.4	0.1	4.4	2.9	2.9	0.5	17.4	24.9	2.4	1.6	34.6	11.7	9.2	2.8	1	5.3	1	0.7	5.9	1.3	3.3	1.1	25.1	11.1	28.9	0	15.8	32.1	11.5	3.9	0.4	5.6	13.8	33.8	2.4	1.2	0.5	20.8		
02-17 ~ 02-23	3.8	1.5	5.9	11.7	13.6	6.7	12.8	0.2	1.6	54.2	2.8	3.2	11.4	6.4	11.4	13.2	1.4	9.2	4.3	8.4	6.7	4.3	1.7	3.3	0.2	1.4	5	0.2	30.5	1.6	0.1	22.3	4.3	2.7	33.3	6.3	0.4	2.8	0.5	14.7	0.9	3.8	1	4.9	3.1	9.5	0.3	25.3	1.1	16.4	4.3		
02-24 ~ 03-01	5.5	2.7	7.4	0.3	0.5	1.4	29.6	1.2	8.3	4	9.8	3.3	3.3	12.5	4.5	6.3	0.9	3.2	4.5	43.8	7.8	5.8	12.4	1.3	0	7.5	1.1	25.8	5.5	13.5	1	3.4	0.8	10.9	3.3	0.1	6.9	0.6	7.2	4.5	54.7	50	2.6	5.1	6.4	2.8	8.8	2.2	30.2	0.4	32.7		
03-02 ~ 03-08	8.7	3.1	13.9	0.4	3.5	22.1	4.1	9.9	11.6	0.2	2	0.6	24.7	15.6	1.6	30.7	0.1	7	2.4	60.8	1.1	27.2	1.4	13.8	21.4	1.5	25.2	12.5	0.1	3.2	1.9	4.5	8.7	23.1	15.1	7.7	0.8	54.2	3.8	12.9	13.2	0	26.4	0.8	1.5	2.9	42.9	3	4.9	1.6	1.9		
03-09 ~ 03-15	6.5	2	15.2	3.4	5.7	21.8	0.7	6.4	31.8	7	20.5	8.8	16.9	4.3	1.5	0.9	25.8	4.3	35.2	0	23.1	23.7	1.9	12.1	3.5	2.4	15.2	27.8	6.5	28	8.3	1.6	15.1	1.3	0	6.2	0.6	1.7	2.2	18.4	27.2	0	0.6	17.6	33.3	1.3	2.3	0.6	2.4	13.5	12.7		
03-16 ~ 03-22	10.9	8	18.3	3.3	1.7	23.9	10.8	13.9	6.8	1	15.7	0	3.6	15.1	9.8	9.4	18	20.3	10.1	1.2	1	10.4	23.7	0.5	5.8	21.2	54.7	0.9	33.7	40.7	5.3	0.7	14.2	10.9	10.8	39.6	9.1	4.9	7.4	18.1	6.4	16.2	16.1	34.6	4.6	32.3	9.5	4.3	35.9	18.4	0.7		
03-23 ~ 03-29	6.5	3.4	9.7	2	2.3	5.6	19.6	20.7	2.4	34.1	9.1	23.2	0.8	25.8	0.6	36.5	0.4	2.1	1.4	22.2	40.3	17.8	1.4	16.2	3.4	7.7	12.4	0.9	6.6	19.3	6.5	3.7	8.3	5.9	2.6	6.3	1.3	40.9	33.5	2.9	8.1	3.5	20.8	0.8	28.8	0	1.6	10.4	0	2.1	12.8		
03-30 ~ 04-05	5.9	2.9	15.2	0.2	5.6	25.3	0.6	7.9	3.8	34.3	7.21	5.3	39.4	9.7	15.3	3.1	1.8	2.7	0.1	7.8	8.2	0.1	3.8	5.9	0.1	1.3	10.8	48.5	72.8	16.6	0.5	1.6	4	0.8	19	2.1	28.2	12.4	5.6	2.4	34.7	2.7	54.8	2.7	10	42.5	11.3	24.9	27.6	3.2	0.7		
04-06 ~ 04-12	13.8	6.9	30.4	50.2	6.4	78.4	17.2	7.4	0.1	36.1	1.1	1.7	4	1.3	10.3	11.6	16.1	0.4	2.9	3.6	26.7	0.2	18.4	14.7	8.8	56.5	0.9	5.9	29.3	1	5.1	0.1	11.3	7.9	38.7	11.7	3.7	5.8	13.8	47.9	4.8	39.3	9.1	3.7	36	0	11	31	61.2	23.4	0.7		
04-13 ~ 04-19	15.2	5.5	21.1	49.9	15.6	4.1	31.2	44.2	11.6	15	36.7	18.2	1	36.9	63.9	11.6	16.1	0.1	25.8	21.5	5.8	71.4	13.4	0	2.1	6	16.8	1.8	11.1	2.7	24.7	2.8	48.8	6.8	23.4	15.2	2.3	21.9	5.2	7.1	7.9	3.6	2.6	2	15.6	3.8	53	19.5	22.9	1.3	33.3		
04-20 ~ 04-26	13.8	6.9	30.4	50.2	6.4	78.4	17.2	7.4	0.1	36.1	1.1	1.7	4	1.3	10.3	11.6	16.1	0.4	2.9	3.6	26.7	0.2	18.4	14.7	8.8	56.5	0.9	5.9	29.3	1	5.1	0.1	11.3	7.9	38.7	11.7	3.7	5.8	13.8	47.9	4.8	39.3	9.1	3.7	36	0	11	31	61.2	23.4	0.7		
04-27 ~ 05-03	14.3	8.6	29.6	55	13.2	55.2	55.4	42.3	11.4	4.5	25.9	14.9	17.7	4.6	25.9	0.3	21.2	28.6	16.1	2.3	44.9	3.7	8.6	55.6	20.4	4.9	38.1	3.2	29.5	55.2	2.6	18.6	73.9	40.4	29.6	5.9	2.1	13.9	0.1	7.3	12.6	43.4	8.6	10.7	63.8	46.5	62.1	0	14.3	19.4	13.9		
05-04 ~ 05-10	14.5	11	22.5	49.1	4.1	17.6	1.5	3.6	0.6	61.6	5	14.8	20.4	28.3	1	99.2	5.7	6.2	38.9	11.9	10.8	14.4	6.7	13.8	9	11.5	21.6	7.2	10.7	7.5	12.2	14.5	5.4	59.9	42.7	30.1	88.9	17.4	7.3	0.4	5.7	49.3	1.4	19.8	4.3	0.3	23	16.3	32.1	0.1	39.1		
05-11 ~ 05-17	19.5	7.6	3.3	26	43.2	35.5	16.4	27.7	0	34.1	47.5	18.6	3.8	4.1	42.8	57.9	28.1	18.5	4.4	30.4	28.5	3.8	12.5	70.9	63.9	11.1	73.3	70.6	0.7	9.7	0.1	24.7	3.4	22.7	30.7	1	40.2	13.8	58.8	6.6	49.4	19.5	0.1	35.8	34.1	19.5	5.6	43.2	1.8	19.3			
05-18 ~ 05-24	13.9	7.6	25.8	1.6	104.6	5.4	21.4	9.1	10.5	3.4	21.5	1	8.8	18	0.4	17.9	42.9	25	19.5	1.8	15.4	11	5.9	18	4.3	34.6	10.7	18.6	0.2	61.4	7.9	13.9	6	5.3	7.4	16.9	47.1	35.3	40.7	54.2	109.5	13.1	0.3	28.6	4.6	4.7	20.3	5	29.7	30.1	29.7		
05-25 ~ 05-31	6.7	3.2	18.5	13.9	11.8	12.6	9.5	18.4	3.2	16.5	48.9	10	31.2	12.5	15.9	0.3	15.5	24.1	2.2	6.4	22.2	47.1	12	2.2	37.4	5.1	6.1	24.4	0.2	7.7	27.2	1.9	1.9	110.1	27.4	0	21.8	5.4	41.8	0.7	2.3	9	6.7	78.3	11.3	2.7	1.1	2.5	4.3	23.9	2.6		
06-01 ~ 06-07	11.6	2.7	22.3	9.7	14.6	3.5	35.9	46.7	5.7	56.4	19.3	0	6.2	0	52.1	12.3	8.6	112.7	49.5	42.9	0.2	30.9	19	62.8	0.1	49.2	21.9	32.6	42.4	22.5	0.2	1.1	2.7	1.6	2.8	37.5	0.1	1	27.4	15.1	2.7	11.6	1.8	0.9	30.2	3.5	4.9	19.2	1.4	44.9	1.7		
06-08 ~ 06-14	12.7	9.6	20.6	8	24.2	8.9	65.1	17.2	73.6	15.6	14.1	32.8	14.8	19.6	8.7	12.8	12.2	7.2	6.1	108.7	3.3	84.1	7.6	29.9	1.7	4.3	24.7	12.6	42.3	0	31.5	9.7	2.8	35.9	2.2	4.1	84.2	13.2	13.8	21.6	18.4	5.8	12.7	9.8	18.5	9.5	7.1	3.9	11.9	8.3	70.4		
06-15 ~ 06-21	11.2	8.8	20.6	5.3	66.7	16.9	12.8	0.7	19.9	61.9	40.4	34.3	2.4	70.6	63.4	5.6	60.6	14.6	1.2	13.1	21.7	126.8	9.5	4.7	40.3	6	22.1	7.2	114.8	13.2	10.7	62.9	2.6	93.8	9.4	42.8	199.7	3.8	8.8	22.3	92.5	21.2	11.2	2.6	15.7	88.6	6.2	19.3	14.7	2.5	3.6	8.8	21.3
06-22 ~ 06-28	40.3	29.9	53.9	38	3.3	41.6	6.6	8.3	101.8	140.5	64.8	77.5	5.6	8.2	3.7	165.1	140.8	1.2	13.1	21.7	126.8	9.5	4.7	40.3	6	22.1	7.2	114.8	13.2	10.7	62.9	2.6	93.8	9.4	42.8	199.7	3.8	8.8	22.3	92.5	21.2	11.2	2.6	15.7	88.6	6.2	19.3	14.7	2.5	3.6	8.8	21.3	
06-29 ~ 07-05	75.7	55	89.2	46.9	90	25.1	34.2	47.4	55.8	17.4	53.3	120.4	2.2	62.3	103.3	7.2	11.4	11.6	38.9	8.2	3.2	43.3	14.8	94.3	92.7	8.8	70.5	135.7	85.3	65																							

(5) GloSea5 모델의 계절예측 예측성 변화

관측기반 분석에서 평년기간이 변함에 따라 관측 편차의 3분위 판정이 변하는 것이 GloSea5 모델의 우리나라 기온, 강수 예측성에도 영향을 미칠 수 있는지 Hit Rate와 HSS를 이용해 알아보았다. Table 19와 20에 GloSea5 hindcast와 각 평년기간 대비 관측 기온과 강수의 3분위 판정에 대한 월별 예측성과 평년기간 변경 전후 차이를 제시하였다. 표의 세로 방향은 첫 번째 예측 월, 가로 방향으로 3개월 예측 기간을 의미한다. 예를 들어 JAN(J)는 JFM 기간에 대한 예측성능으로 lead-1은 JAN, lead-2는 FEB, lead-3은 MAR이다.

GloSea5 Hindcast 기온과 기존 평년대비 관측 기온의 3분위를 비교한 결과에서 GloSea5 모델의 평균 예측성은 lead-3에서 HR과 HSS가 가장 높았고, lead-1, lead-2 순으로 나타났다. 평균 예측성은 lead-2보다 lead-1에서 높게 나타났으나 이는 lead-1의 3월 예측성이 HR은 0.7, HSS는 0.5 이상으로 매우 높아 평균값을 올리는 데 영향을 준 것으로 보이고, lead-2에서는 3, 8, 9, 11월의 예측성이 0.5 이상으로 월별 예측성이 골고루 높게 나타나는 특징이 있다. 새로운 평년대비 관측 기온의 3분위와 비교한 GloSea5의 예측성능은 lead-2에서 가장 높았고, lead-3, lead-1 순으로 나타났다.

평년기간 변경 전후 예측성을 비교해보면 lead-1에서 가을철(9~11월) 예측성은 소폭 상승하지만 3, 5, 6월 예측성이 약 두 배 이상 떨어지면서 전체적인 예측성은 낮아진다. Lead-2에서는 전반적으로 예측성이 개선되었으며 특히 12월의 예측성이 가장 큰 폭으로 상승하였다(HR +0.2, HSS +0.29). Lead-3에서는 평년기간 변경 전후로 큰 차이가 나타나지 않는다. 9월에 대한 예측성능은 모든 lead-time에서 HR은 0.1씩, HSS는 0.14씩 상승하였다.

Table 19. Hit Rate and Heidke skill score of GloSea5 Hindcast temperature for each climate normal period and its difference.

HR	8110	lead 1	lead 2	lead 3	9110	lead 1	lead 2	lead 3	DIFF	lead 1	lead 2	lead 3
	J	0.35	0.3	0.45	J	0.3	0.3	0.5	J	-0.05	0	0.05
	F	0.35	0.15	0.35	F	0.35	0.3	0.35	F	0	0.15	0
	M	0.7	0.55	0.5	M	0.6	0.5	0.35	M	-0.1	-0.05	-0.15
	A	0.3	0.4	0.2	A	0.3	0.4	0.4	A	0	0	0.2
	M	0.3	0.25	0.4	M	0.2	0.35	0.4	M	-0.1	0.1	0
	J	0.4	0.35	0.45	J	0.25	0.5	0.45	J	-0.15	0.15	0
	J	0.3	0.35	0.4	J	0.3	0.35	0.5	J	0	0	0.1
	A	0.35	0.55	0.45	A	0.35	0.65	0.35	A	0	0.1	-0.1
	S	0.45	0.5	0.4	S	0.55	0.45	0.25	S	0.1	-0.05	-0.15
	O	0.35	0.35	0.4	O	0.4	0.4	0.4	O	0.05	0.05	0
	N	0.35	0.5	0.5	N	0.4	0.4	0.45	N	0.05	-0.1	-0.05
	D	0.35	0.2	0.3	D	0.3	0.4	0.35	D	-0.05	0.2	0.05
	mean	0.38	0.37	0.40	mean	0.36	0.42	0.40				

HSS	8110	lead 1	lead 2	lead 3	9110	lead 1	lead 2	lead 3	DIFF	lead 1	lead 2	lead 3
	J	0.071	0	0.214	J	0	0	0.286	J	-0.07	0.00	0.07
	F	0.071	-0.214	0.071	F	0.071	0	0.071	F	0.00	0.21	0.00
	M	0.571	0.357	0.286	M	0.429	0.286	0.071	M	-0.14	-0.07	-0.22
	A	0	0.143	-0.143	A	0	0.143	0.143	A	0.00	0.00	0.29
	M	0	-0.071	0.143	M	-0.143	0.071	0.143	M	-0.14	0.14	0.00
	J	0.143	0.071	0.214	J	-0.071	0.286	0.214	J	-0.21	0.22	0.00
	J	0	0.071	0.143	J	0	0.071	0.286	J	0.00	0.00	0.14
	A	0.071	0.357	0.214	A	0.071	0.5	0.071	A	0.00	0.14	-0.14
	S	0.214	0.286	0.143	S	0.357	0.214	-0.071	S	0.14	-0.07	-0.21
	O	0.071	0.071	0.143	O	0.143	0.143	0.143	O	0.07	0.07	0.00
	N	0.071	0.286	0.286	N	0.143	0.143	0.214	N	0.07	-0.14	-0.07
	D	0.071	-0.143	0	D	0	0.143	0.071	D	-0.07	0.29	0.07
	mean	0.113	0.101	0.143	mean	0.083	0.167	0.137				

GloSea5 Hindcast 강수량과 기존 평년대비 관측 강수량의 3분위를 비교한 결과에서는 lead-1, lead-2, lead-3순으로 예측성능이 높게 나타났다. Lead-1에서 4월의 예측성이 가장 높았고(HR 0.6, HSS 0.4이상), 그다음으로 2월의 예측성능이 높았다(HR 0.5, HSS 0.28). Lead-2와 lead-3에서 6월과 10월의 예측성능이 lead-1에 비해 높게 나타나고, 2월과 4월, 11월 예측성능은 lead-1에서 높다. 새로운 평년대비 관측 강수량의 3분위와 비교한 GloSea5의 평균 예측성능은 모든 lead-time에서 비슷하게 나타났다.

GloSea5의 강수 예측성능은 평년기간 변경 전후로 비교해보면 lead-1에서의 예측성능은 1, 6, 9, 10, 12월을 제외하고 다소 하락하였는데 특히 2월에 가장 많이 하락했고(HR -0.15, HSS -0.22), 12월에 가장 많이 상승했다(HR +0.1, HSS +0.14). 또 봄철(MAM)과 여름철(JJA)에 약간 감소했지만, 성능의 저하가 크지는 않다. Lead-2는 평년기간 변경 전후로 비슷한 수준이나 3월 예측성능이 감소하였고, lead-3에서는 8월과 10월의 예측성이 약간 개선되는 모습을 보인다.

Table 20. Hit Rate and Heidke skill score of GloSea5 Hindcast precipitation for each climate normal period and its difference.

HR	8110	lead 1	lead 2	lead 3	9110	lead 1	lead 2	lead 3	DIFF	lead 1	lead 2	lead 3
	J	0.35	0.2	0.4	J	0.4	0.15	0.35	J	0.05	-0.05	-0.05
	F	0.5	0.35	0.3	F	0.35	0.4	0.3	F	-0.15	0.05	0
	M	0.45	0.55	0.25	M	0.4	0.45	0.3	M	-0.05	-0.1	0.05
	A	0.6	0.25	0.45	A	0.55	0.25	0.45	A	-0.05	0	0
	M	0.35	0.25	0.35	M	0.3	0.25	0.3	M	-0.05	0	-0.05
	J	0.3	0.5	0.45	J	0.3	0.45	0.5	J	0	-0.05	0.05
	J	0.3	0.25	0.4	J	0.25	0.25	0.35	J	-0.05	0	-0.05
	A	0.3	0.55	0.2	A	0.25	0.55	0.3	A	-0.05	0	0.1
	S	0.4	0.25	0.5	S	0.45	0.25	0.55	S	0.05	0	0.05
	O	0.3	0.55	0.4	O	0.3	0.6	0.55	O	0	0.05	0.15
	N	0.45	0.35	0.25	N	0.4	0.4	0.2	N	-0.05	0.05	-0.05
	D	0.35	0.4	0.2	D	0.45	0.35	0.25	D	0.1	-0.05	0.05
	mean	0.39	0.37	0.35	mean	0.37	0.36	0.37				

HSS	8110	lead 1	lead 2	lead 3	9110	lead 1	lead 2	lead 3	DIFF	lead 1	lead 2	lead 3
	J	0.071	-0.143	0.143	J	0.143	-0.214	0.071	J	0.07	-0.07	-0.07
	F	0.286	0.071	0	F	0.071	0.143	0	F	-0.22	0.07	0.00
	M	0.214	0.357	-0.071	M	0.143	0.214	0	M	-0.07	-0.14	0.07
	A	0.429	-0.071	0.214	A	0.357	-0.071	0.214	A	-0.07	0.00	0.00
	M	0.071	-0.071	0.071	M	0	-0.071	0	M	-0.07	0.00	-0.07
	J	0	0.286	0.214	J	0	0.214	0.286	J	0.00	-0.07	0.07
	J	0	-0.071	0.143	J	-0.071	-0.071	0.071	J	-0.07	0.00	-0.07
	A	0	0.357	-0.143	A	-0.071	0.357	0	A	-0.07	0.00	0.14
	S	0.143	-0.071	0.286	S	0.214	-0.071	0.357	S	0.07	0.00	0.07
	O	0	0.357	0.143	O	0	0.429	0.357	O	0.00	0.07	0.21
	N	0.214	0.071	-0.071	N	0.143	0.143	-0.143	N	-0.07	0.07	-0.07
	D	0.071	0.143	-0.143	D	0.214	0.071	-0.071	D	0.14	-0.07	0.07
	mean	0.125	0.101	0.066	mean	0.095	0.089	0.095				

2014년 JAS부터 2020년 ASO까지 GloSea5 forecast 예측성능을 평가하였다. 평년기간 변경 전후로 나타나는 모델의 예측성능 변화는 hindcast보다 forecast에서 눈에 띄게 나타난다. Forecast 기온과 기존 평년대비 관측 기온의 3분위를 비교한 결과에서는 2, 7, 9, 12월을 제외한 모든 월에서 HR 0.6 이상, HSS 0.5 이상의 높은 예측성능을 보여주었다(Table 21). 특히 5월은 forecast 기간 내내 관측 편차가 모두 평년보다 높게 나타났는데, 모델도 평년보다 기온이 높을 것을 잘 예측하였다(HR=1, HSS=1). 그러나 평년기간이 바뀌면서 모든 lead-time에서 예측성능이 떨어지고 특히 5, 6월과 10월 예측성이 큰 폭으로 하락한다. Forecast 예측성능의 하락은 평년기간 변경 후 평년값이 상승하여 관측 편차의 3분위 판정이 바뀌면서 나타난다. 평년보다 기온이 높았던 것으로 판정되었던 사례들이 평년값이 바뀌면서 평년 수준으로 판정이 바뀌었고 이에 따라 모델 예측도 틀리게 된 것이다.

Table 21. Hit Rate and Heidke skill score of GloSea5 forecast temperature for each climate normal period and its difference.

HR	8110	lead 1	lead 2	lead 3	9110	lead 1	lead 2	lead 3	DIFF	lead 1	lead 2	lead 3
	J	0.667	0.667	0.833	J	0.667	0.5	0.667	J	0	-0.167	-0.166
	F	0.5	0.833	0.667	F	0.333	0.667	0.5	F	-0.167	-0.166	-0.167
	M	0.833	0.667	1	M	0.667	0.5	0.667	M	-0.166	-0.167	-0.333
	A	0.667	1	0.5	A	0.5	0.667	0.5	A	-0.167	-0.333	0
	M	1	0.833	0.5	M	0.667	0.5	0.5	M	-0.333	-0.333	0
	J	0.833	0.667	0.667	J	0.5	0.667	0.667	J	-0.333	0	0
	J	0.429	0.714	0.429	J	0.571	0.714	0.429	J	0.142	0	0
	A	0.714	0.286	0.571	A	0.714	0.286	0.286	A	0	0	-0.285
	S	0.5	0.667	0.667	S	0.5	0.333	0.667	S	0	-0.334	0
	O	0.667	0.667	0.667	O	0.333	0.667	0.667	O	-0.334	0	0
	N	0.667	0.5	0.667	N	0.667	0.5	0.667	N	0	0	0
	D	0.5	0.5	0.667	D	0.5	0.5	0.5	D	0	0	-0.167
	mean	0.665	0.667	0.653	mean	0.55	0.54	0.56				

HSS	8110	lead 1	lead 2	lead 3	9110	lead 1	lead 2	lead 3	DIFF	lead 1	lead 2	lead 3
	J	0.5	0.5	0.75	J	0.5	0.25	0.5	J	0	-0.25	-0.25
	F	0.25	0.75	0.5	F	0	0.5	0.25	F	-0.25	-0.25	-0.25
	M	0.75	0.5	1	M	0.5	0.25	0.5	M	-0.25	-0.25	-0.5
	A	0.5	1	0.25	A	0.25	0.5	0.25	A	-0.25	-0.5	0
	M	1	0.75	0.25	M	0.5	0.25	0.25	M	-0.5	-0.5	0
	J	0.75	0.5	0.5	J	0.25	0.5	0.5	J	-0.5	0	0
	J	0.2	0.6	0.2	J	0.4	0.6	0.2	J	0.2	0	0
	A	0.6	0	0.4	A	0.6	0	0	A	0	0	-0.4
	S	0.25	0.5	0.5	S	0.25	0	0.5	S	0	-0.5	0
	O	0.5	0.5	0.5	O	0	0.5	0.5	O	-0.5	0	0
	N	0.5	0.25	0.5	N	0.5	0.25	0.5	N	0	0	0
	D	0.25	0.25	0.5	D	0.25	0.25	0.25	D	0	0	-0.25
	mean	0.504	0.508	0.0488	mean	0.33	0.32	0.35				

강수량은 기온보다 3분위 판정의 변동이 크지 않아 예측성능에서 많은 변화가 보이지는 않는다(Table 22). 기존 평년대비 관측 강수량의 3분위 판정과 비교한 모델 예측성능을 살펴보면 lead-1에서는 4월, lead-2에서는 1월, lead-3에서는 11월의 강수량 예측성능이 높게 나타났다. 새로운 평년대비 예측성능은 기존보다 약간 상승하는 모습을 보이며 lead-1에서 6월과 lead-3에서 4월의 예측성능이 큰 폭으로 상승하였다.

Table 22. Hit Rate and Heidke skill score of GloSea5 forecast precipitation for each climate normal period and its difference.

HR	8110	lead 1	lead 2	lead 3	9110	lead 1	lead 2	lead 3	DIFF	lead 1	lead 2	lead 3
	J	0.333	0.667	0.167	J	0.333	0.833	0.167	J	0	0.166	0
	F	0.167	0.5	0.333	F	0.333	0.5	0.5	F	0.166	0	0.167
	M	0.5	0.5	0.5	M	0.5	0.333	0.5	M	0	-0.167	0
	A	0.667	0.5	0.167	A	0.667	0.5	0.5	A	0	0	0.333
	M	0.167	0.333	0.333	M	0.167	0.333	0.333	M	0	0	0
	J	0.5	0.5	0.333	J	0.833	0.5	0.333	J	0.333	0	0
	J	0.571	0.429	0.286	J	0.571	0.429	0.286	J	0	0	0
	A	0.571	0.143	0.143	A	0.571	0.286	0.143	A	0	0.143	0
	S	0.333	0.167	0.5	S	0.333	0.167	0.5	S	0	0	0
	O	0.333	0.5	0.5	O	0.333	0.5	0.5	O	0	0	0
	N	0.333	0.333	0.667	N	0.333	0.333	0.667	N	0	0	0
	D	0.167	0.167	0.5	D	0.167	0.167	0.5	D	0	0	0
	mean	0.387	0.395	0.369	mean	0.428	0.407	0.411				

HSS	8110	lead 1	lead 2	lead 3	9110	lead 1	lead 2	lead 3	DIFF	lead 1	lead 2	lead 3
	J	0	0.5	-0.25	J	0	0.75	-0.25	J	0	0.25	0
	F	-0.25	0.25	0	F	0	0.25	0.25	F	0.25	0	0.25
	M	0.25	0.25	0.25	M	0.25	0	0.25	M	0	-0.25	0
	A	0.5	0.25	-0.25	A	0.5	0.25	0.25	A	0	0	0.5
	M	-0.25	0	0	M	-0.25	0	0	M	0	0	0
	J	0.25	0.25	0	J	0.75	0.25	0	J	0.5	0	0
	J	0.4	0.2	0	J	0.4	0.2	0	J	0	0	0
	A	0.4	-0.2	-0.2	A	0.4	0	-0.2	A	0	0.2	0
	S	0	-0.25	0.25	S	0	-0.25	0.25	S	0	0	0
	O	0	0.25	0.25	O	0	0.25	0.25	O	0	0	0
	N	0	0	0.5	N	0	0	0.5	N	0	0	0
	D	-0.25	-0.25	0.25	D	-0.25	-0.25	0.25	D	0	0	0
	mean	0.088	0.104	0.067	mean	0.015	0.12	0.13				

(6) GloSea5 모델의 계절내예측 예측성 변화

주별 예측성 평가를 위해 먼저 모델의 일별 기후평년값이 필요하다. GloSea5 계절 내 예측의 hindcast는 매달 1, 9, 17, 25일 생산되기 때문에 앞뒤로 가장 가까운 날짜의 두 hindcast 자료에 가중치를 주어 일별 기후평년값을 구하고 월요일부터 일요일까지의 주 평균을 계산했다. Hindcast 기간은 1991년부터 2010년까지 총 20년, forecast 기간은 2017년부터 2019년까지 총 3년이며, 관측과 마찬가지로 총 53개 주의 주별 예측성능을 각각 평가하였다. 예측 1주에서 6주까지의 평균적인 모델의 예측성능을 제시하였다.

GloSea5 계절 내 예측 hindcast의 기온 예측성능은 평년기간의 변경과 관계없이 1~2주 예측에서 HR은 0.5 이상, HSS는 0.3 이상으로 높게 나타났고, 3~4주 예측에서는 HR이 0.4 이상, HSS는 0.1 이상으로 나타났다. 5~6주 예측에 대해서는 예측성능이 낮아 모델의 예측 결과를 신뢰하기 어렵다. 평년기간 변경에 따른 예측성의 변화가 크지 않지만, 1주와 6주 예측에서 예측

성이 다소 하락하는 모습이 보인다(Figure 58).

강수량의 기존 평년대비 3분위에 대한 GloSea5 계절 내 예측의 예측성능은 기온의 예측성능보다 크게 떨어진다. 모든 예측 주에서 HR은 0.3 정도로 나타나며, 예측 1주의 예측성이 가장 높고 예측 3주의 예측성이 가장 낮다. HSS도 마찬가지로 예측 1주에서 가장 높고 예측 3주에서 가장 낮게 나타나며 모든 예측 주에서 예측성능이 매우 낮다. 평년기간이 변경되면 강수량의 예측성능이 전반적으로 하락하며 예측 3주에서의 예측성능 하락 폭이 가장 작았다(Figure 59).

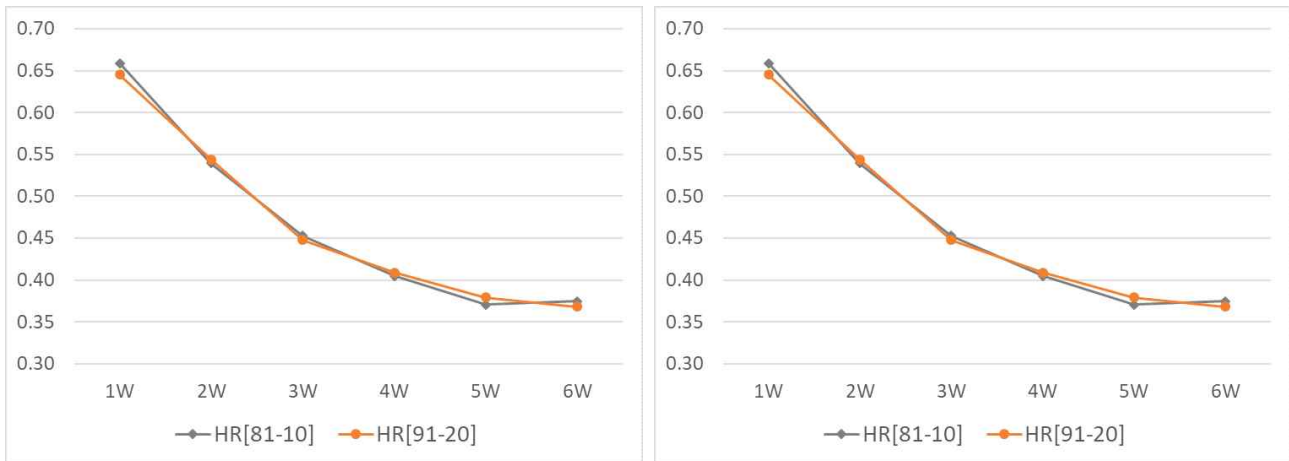


Figure 58. (left) Hit rate of GloSea5 subseasonal hindcast temperature (right) Heidke skill score of GloSea5 subseasonal hindcast temperature.

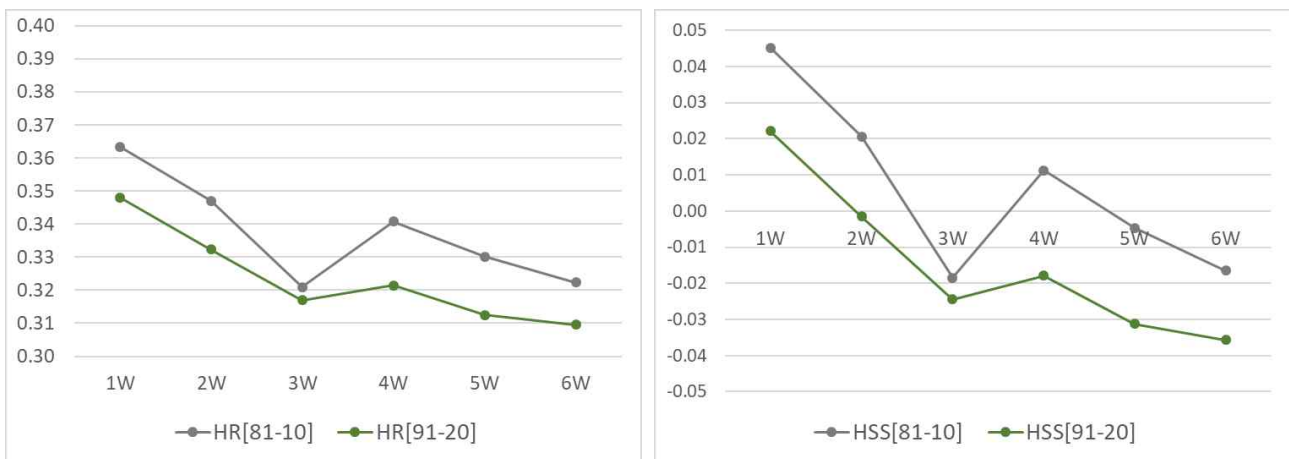


Figure 59. (Left) hit rate of GloSea5 subseasonal hindcast precipitation (right) Heidke skill score of GloSea5 sub-seasonal hindcast precipitation.

GloSea5 계절 내 예측의 forecast의 예측성능은 hindcast에 비교해 월등히 높게 나타나는 데, 예측성 검증을 위한 표본의 개수가 주별로 2017년에서 2019년까지 단 3회로 매우 적음에 유의하여 결과를 살펴보아야 한다. 1~2주 예측에서 두 평년기간의 기온 3분위 판정에 대한 예측성능은 HR 0.5 이상, HSS 0.3 이상으로 높은 예측성능을 나타내었고, 3주와 5주 예측에서

HR은 약 0.5, HSS는 약 0.2 정도의 예측성능이 나타났다. 4주와 6주의 예측성능이 가장 낮게 나타난다. 평년기간이 바뀌면서 모델의 기온 예측성능이 다소 하락하는 모습을 보이는데 특히 5주 예측에서 예측성능 하락 폭이 가장 크다(Figure 60).

강수량 예측성능을 살펴보면 HR의 경우 예측 주별로 큰 차이 없이 HR 약 0.3 정도의 예측성능이 나타난다(Figure 61). 오히려 예측 후반에서 성능이 개선되는 모습을 보이는데 이는 적은 표본 수가 통계량에 영향을 미친 것으로 보인다. HSS는 모든 예측 주에서 $-0.1 \sim 0.1$ 사이로, 예측 초반 3주에서 음의 값을, 예측 후반 3주에서 양의 값을 나타낸다. 평년기간이 변경되면 예측 3주를 제외하고 모든 주에서 예측성이 다소 개선되는 효과가 나타난다. 그러나 예측성 평가를 위한 표본의 개수가 매우 적어 모델의 예측성능을 평가하기에 어려움이 있다.

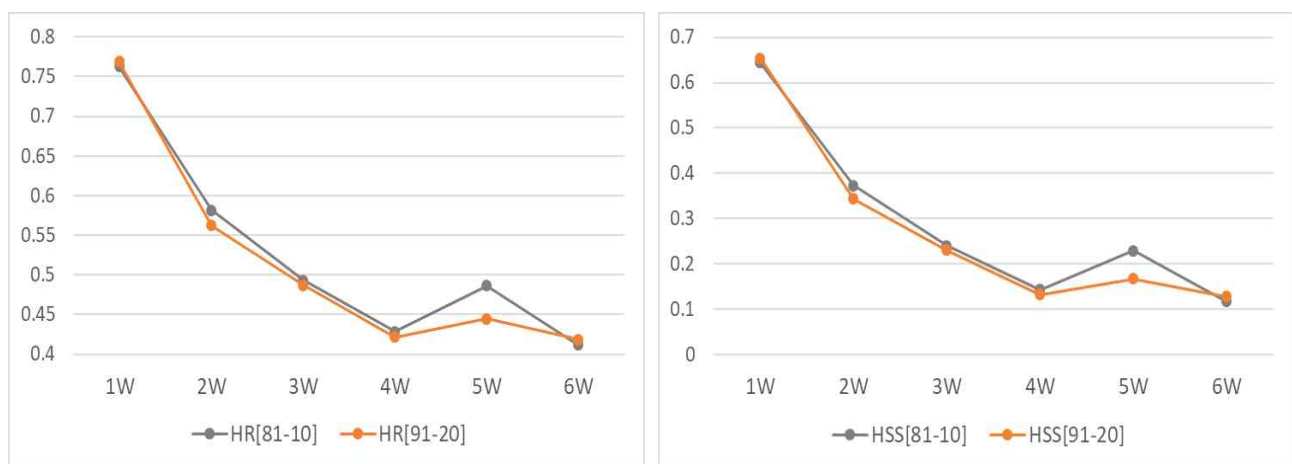


Figure 60. (left) Hit rate of GloSea5 sub-seasonal forecast temperature (right) Heidke skill score of GloSea5 sub-seasonal forecast temperature.

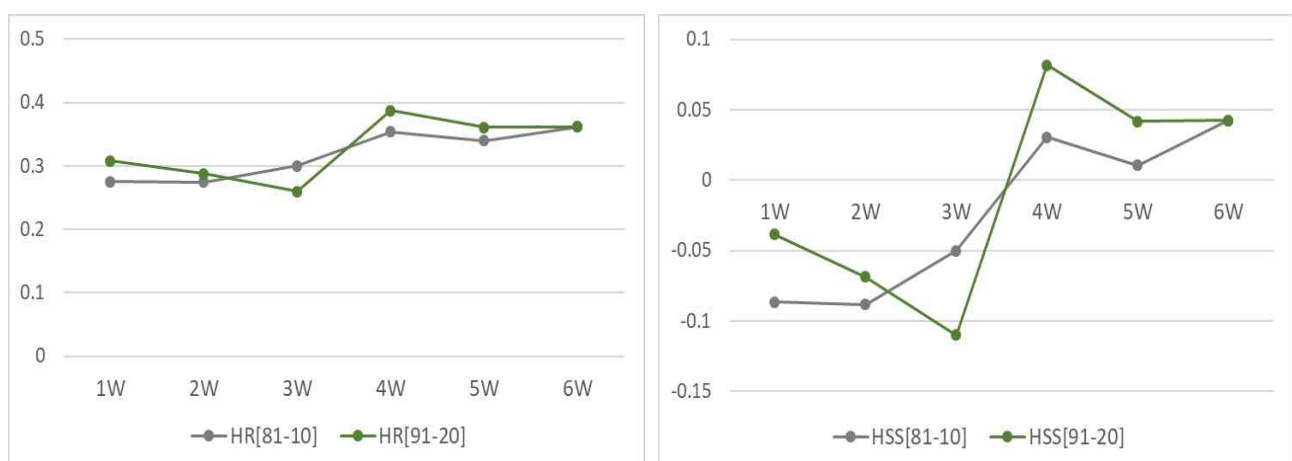


Figure 61. (left) Hit rate of GloSea5 sub-seasonal forecast precipitation (right) Heidke skill score of GloSea5 sub-seasonal forecast precipitation.

(7) 요약 및 결론

이 연구는 평년기간 변경에 따른 우리나라 기후특성의 변화에 대한 초기정보와 계절 및 계절 내 예측 모델의 예측성 변화 경향을 제시하였다.

2021년부터 적용될 새로운 평년기간(1991~2020)에 대한 월별, 주별 평년과 평년비슷범위, 기온과 강수의 3분위 판정을 기존 평년기간(1981~2010)과 비교하여 나타내었다. 새로운 평년기간에서 기온의 월별 평년값은 12월을 제외하고 모든 달에서 상승했고, 주별 평년값도 거의 모든 주에서 상승하였다. 평년기간 변경으로 인한 변화가 가장 뚜렷하게 나타나는 6월의 대기순환장 변화 분석을 통해 대서양 해수면 온도의 tripole 패턴과 인도양, 서태평양의 해수면 온도 상승이 유라시아 대륙의 지위고도 파동 전파와 열대 서태평양 지역의 지위고도 상승에 영향을 주는 것을 확인하였고, 이로 인해 기온 상승이 뚜렷하고 강수량이 적어짐을 확인하였다.

새로운 평년값을 적용한 3분위 판정을 과거 평년값을 적용한 3분위 판정과 비교해보면, 평년보다 기온이 높은 사례는 줄어들고 평년보다 기온이 낮은 사례는 많아지는 것으로 나타나 향후 우리나라 장기예보 예측성에도 영향을 줄 수 있을 것으로 보인다. 따라서 우리나라 장기예보 현업 예측 모델인 GloSea5 모델의 우리나라 기온, 강수 예측 결과를 각 평년기간을 적용한 3분위 판정과 비교하여 예측성능의 변화를 살펴보았다.

먼저 3개월 예측의 hindcast에서는 평년기간 변경 후 lead-1의 가을철 예측성이 소폭 상승하지만 3, 5, 6월 예측성이 떨어지고, lead-2에서는 전반적으로 예측성이 개선되며 특히 12월 예측성이 크게 상승하며, lead-3에서는 예측성에 큰 차이가 나타나지 않았다. 강수량의 lead-1 예측성능은 2월에 크게 하락하고, 12월에 상승하였으며, lead-2에서는 비슷한 수준, lead-3에서는 8월과 10월 예측성이 개선되었다. Forecast 예측성능에서는 평년기간이 변하면서 기온의 예측성능이 크게 하락하는데, 특히 최근 10년간 온난화 현상이 뚜렷하게 나타났던 5월과 6월, 10월의 예측성능 하락이 눈에 띈다. 강수량의 forecast 예측성능 변화는 뚜렷하지 않다.

1개월 예측의 hindcast에서는 기온 예측의 경우 평년기간 변경에 따른 예측성 변화가 크지 않지만, 강수 예측의 경우는 평년기간 변경 후 예측성능이 전반적으로 하락하였다. Forecast의 예측성능은 hindcast와 비교하였을 때 월등히 높게 나타나는 것처럼 보이지만 예측성 검증을 위한 표본의 개수가 매우 적어 모델의 예측성능을 평가하기에 어려움이 있다.

나. 기후예측 모형의 최고·최저 기온, 일교차 예측성 평가 및 한반도 폭염 예측 특성 분석

(1) 연구배경

최근 기후변화로 인해 한반도 이상기후 현상이 증가하고 있으며, 이는 폭염, 홍수, 가뭄, 한파, 폭설 등의 자연재해를 발생시켜 큰 피해를 초래하는 것으로 알려져 있다(Ham et al, 2017, Lee and Lee, 2008; IPCC, 2007). IPCC(Intergovernmental Panel on Climate Change)는 20세기 중반 이후 전 지구적으로 폭염의 발생빈도가 증가했다고 발표했다(IPCC, 2014; Heo et al 2019). 특히 한반도는 지난 100년간(1912-2008) 서울, 인천, 강릉, 대구, 목포, 부산 6개 지점의 평균 기온 상승률이 1.7°C로 전 지구 평균기온 상승률에 비해 높으며, 1990년대를 기점으로 큰 폭으로 상승하고, 그 이후에도 꾸준히 기온이 증가하고 있다(NIMR, 2009). 우리나라의 대표적인 폭염은 1994년, 2013년, 2016년, 2018년 폭염을 들 수 있다. 1994년 폭염을 제외하면 극심한 폭염이 최근에 많이 발생하고 있다는 부분은 주목할 만한 사항이다.

폭염은 기상요소의 결합으로 인해 복합적으로 영향을 받아 발생된다. 그 예로, 1994년 한반도 폭염은 티벳 고원의 상층 고기압의 조기 발달과 남중국해 지역의 저기압 발달에 의한 것이라는 연구(Park and Schubert, 1997)가 있다. 그리고 2013년에 발생한 폭염은 지속적인 고기압의 영향으로 맑은 날이 지속되었고, 하층 대기에서 온난기류가 지속적으로 한반도로 유입되었기 때문이라고 밝힌 연구(Kim et al., 2014)가 있다. 뿐만 아니라 한반도 폭염은 기상요소의 전 지구적 변동에 영향을 받기도 한다. 그 예로 Lee and Lee (2016)는 한반도 폭염이 전 지구 규모의 변동성과 높은 상관성을 가지고 국가 단위보다 더 큰 공간 규모에서 폭염이 발생함을 제시하였고, Yeo et al. (2019)은 850 hPa 고도 편차 분석을 통해 동아시아 폭염을 분류하였고 북대서양과 북서태평양에서의 850 hPa 편차 분포가 동아시아 폭염과 상관관계가 있음을 밝혔다.

현업 장기예측시스템에서 생산된 앙상블 자료에 대한 진단 및 검증에 대한 연구는 아직 부족한 편이며, 단기 및 중기 기간 동안 모델오차 예측성능에 대해 검증을 수행한 연구는 찾아보기 어렵다(Ham et al., 2017). 따라서 이 연구에서는 2018년에 생산된 ECMWF와 GloSea5 두 기후예측 모형의 여름철 중기예보 전망 주별 앙상블 예측자료의 예보 1주부터 6주까지의 최고기온, 최저기온, 일교차의 예측성능을 평가하였다. 그리고 (Yeo et al, 2019)이 폭염 패턴을 PJ와 CGT로 분류한 기준에 따라 1~6주전 두 기후예측 모형의 예측패턴을 분석하였다. 또한 폭염의 기간을 장기폭염과 단기 폭염으로 나누어 두 기후예측 모형의 1~4주전 폭염 예측패턴을 분석하였다. 비교를 위한 관측장은 ERA5 재분석자료를 사용하였다. 이 연구에서 ERA5의 초기장과 ECMWF의 초기장이 같기 때문에 ECMWF의 예측성능이 GloSea5보다 좋을 수 있음을 감안해야 한다.

이 연구의 다음 장인 2장에서는 예측성 평가에 사용된 분석방법과 분석 자료를 설명하고, 제 3장에서는 기후예측 모형의 주별 앙상블 최고기온, 최저기온, 일교차 예측성 평가에 대해, 제 4장에서는 주별 앙상블 예측 자료의 폭염 사례 분석에 대해, 제 5장에서는 연구 결론에 대해 다루도록 하겠다.

(2) 예측성 평가 방법 및 자료

(가) 예측성 평가 방법

기후예측 모델의 예측성 평가를 위해 RMSE, BIAS, PCC, TCC, MSSS를 사용하였다. RMSE, BIAS, MSSS는 예측값과 실제 관측값에 대한 예측 정확도를 나타내며, 그 값이 작을수록 정밀도가 좋다. 피어슨상관관계는 두 그룹의 선형 상관성을 나타내고 값이 높을수록 상관관계가 높다. PCC는 기후 관측과 예측의 패턴 상관성을 나타내고, TCC는 기후 관측장과 예측장의 각 격자점에서 시계열 상관성을 나타낸다. PCC와 TCC 모두 피어슨 상관관계 식에 의해 계산된다. MSSS(Mean Squared Skill Score)는 예측값이 관측값으로부터 가지는 오차 특성을 종합적으로 파악할 수 있는 지수이다. MSE 는 예측값이 관측값으로부터 가지는 오차를 제공하여 평균하고, MSE_c 는 관측값과 관측기후값 간의 평균 제공 오차이다. 구하는 과정에서 각 격자점 별 위도(θ)에 따른 면적가중($\cos\theta$)을 고려하여 계산하였다. 값은 음의 무한대에서 1까지의 값을 가지며 1은 완벽한 예보를 의미하고, 양의 값을 가질 경우 예측 성능이 좋음을, 음의 값을 가질 경우 예측성능이 나쁨을 의미한다. 관련 식은 아래와 같다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_1^n (\hat{y}_i - y_i)^2}, \quad BIAS = \frac{1}{n} (\sum \hat{y}_i - y_i) \quad [7]$$

$$Correlation(x, y) = \frac{(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum (y_i - \bar{y})^2}} \quad [8]$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - o_i)^2, \quad MSE_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})^2, \quad MSSS = 1 - \frac{MSE}{MSE_c} \quad [9]$$

(나) 분석 자료

여름철 기후예측 모델의 폭염 예측성 평가를 위한 자료로 5월부터 8월까지 ECMWF와 GloSea5의 S2S 예측장(Forecast; FCST)과 기후장(Hindcast; HCST)을 사용하였다. 두 모델 모두 2018년에 생산된 자료를 사용하였고 공간 해상도는 $1.5^\circ \times 1.5^\circ$ 이다. ECMWF Hindcast 기간은 1998~2017년까지 20년이고, Hindcast기간 앙상블 개수는 11개, Forecast기간 앙상블 개수는 51개이다. GloSea5 Hindcast기간은 1991~2010년까지 20년이고, Hindcast 기간 앙상블 개수는 3개, Forecast 기간 앙상블 개수는 4개이다. 관측 자료는 ERA5 재분석 자료를 사용하였다. ERA5 해상도는 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ 의 공간해상도를 가지지만 기후예측 모델과 비교분석하기 위해 기후예측 모델의 해상도에 맞춰 1.5° 로 재격자화 하여 사용하였다.

Table 23. Characteristics of climate prediction models and reanalysis.

ECMWF	해상도	1.5도
	HINDCAST 기간	1998~2017(20년)/5월~8월
	FORECAST 기간	2018년/5월~8월
	양상불	HINDCAST 11개, FORECAST 51개
GloSea5	해상도	1.5도
	HINDCAST 기간	1991~2010(20년)/5월~8월
	FORECAST 기간	2018년/5월~8월
	양상불	HINDCAST 3개, FORECAST 4개
ERA5	해상도	0.25도
	HINDCAST 기간	모델과 통일
	FORECAST 기간	2018년/5월~8월
	양상불	HINDCAST 11개, FORECAST 51개

기후 예측 모델의 폭염 예측성 분석을 위해 예측분석 범위를 전지구, 동아시아, 반도로 나누어 분석하였다. 이 연구에서 사용한 동아시아 범위는 위도 100.5° ~150° 이고 경도 21° ~49.5° 이다. 기후예측 모델의 5개 격자를 한반도 범위로 설정하였다.

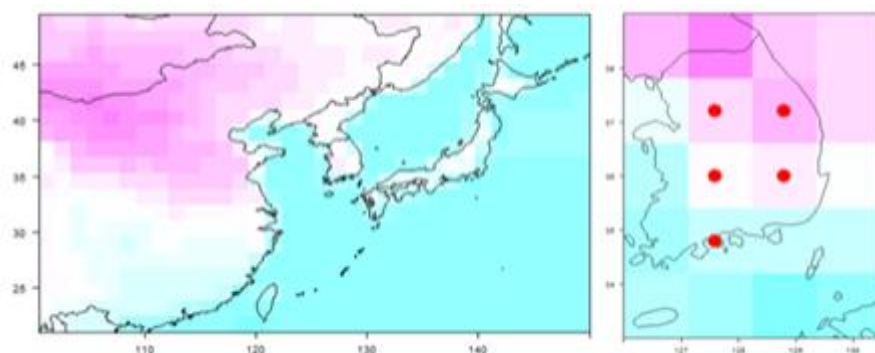


Figure 62. (left) East Asia area (right) South Korea area.

(3) ECMWF 및 GloSea5 S2S 주별 앙상블 최고기온, 최저기온, 일교차 예측성 평가

Table 24. ECMWF TMAX predictability evaluation.

Area	Period	Verify	1week	2week	3week	4week	5week	6week
Global	FCST	RMSE	0.048	0.178	0.257	0.277	0.306	0.304
	FCST	BIAS	-0.009	-0.063	-0.060	-0.052	-0.080	-0.086
	FCST	PCC	0.939	0.663	0.379	0.230	0.159	0.193
	FCST	MSSS	0.658	0.197	-0.116	-0.215	-0.250	-0.237
	HCST	RMSE	0.082	0.204	0.264	0.283	0.291	0.283
	HCST	PCC	0.963	0.728	0.477	0.386	0.352	0.429
	HCST	TCC	0.794	0.761	0.671	0.628	0.607	0.580
	HCST	MSSS	0.499	-0.099	-0.343	-0.419	-0.432	-0.437
East Asia	FCST	RMSE	0.138	0.382	0.616	0.526	0.580	0.596
	FCST	BIAS	-0.076	0.085	0.193	0.120	0.169	0.236
	FCST	PCC	0.883	0.672	0.365	0.299	0.257	0.146
	FCST	MSSS	0.208	-0.125	-0.578	-0.559	-0.522	-0.444
	HCST	RMSE	0.172	0.441	0.585	0.627	0.651	0.664
	HCST	PCC	0.961	0.710	0.387	0.244	0.168	0.112
	HCST	TCC	0.785	0.738	0.631	0.584	0.505	0.455
	HCST	MSSS	0.188	-0.329	-0.555	-0.657	-0.669	-0.674
Korea	FCST	RMSE	0.643	1.170	1.744	1.639	1.912	1.832
	FCST	BIAS	0.353	0.270	-0.037	-0.324	-0.405	-0.347
	FCST	PCC	0.881	0.679	0.264	0.384	-0.015	0.157
	FCST	MSSS	0.438	0.246	-0.057	0.066	0.020	0.118
	HCST	RMSE	0.543	1.168	1.315	1.443	1.377	1.337
	HCST	PCC	0.917	0.569	0.340	0.084	0.070	0.120
	HCST	TCC	0.800	0.690	0.688	0.444	0.369	0.356
	HCST	MSSS	0.197	-0.425	-0.664	-0.952	-1.022	-0.924

Table 24는 ECMWF TMAX예측성 분석표이다. 전지구 예측에서 FCST 기간 RMSE는 0.4이하이고 음의 BIAS가 존재한다. PCC가 예보 1주 에서 0.9이상으로 예측성이 아주 좋으나 예보 3주부터 0.4이하로 떨어진다. MSSS는 예보 1~2주에서 양의 값을 가진다. MSS는 양수이면 좋은 예측성을 가지는 것으로 본다. HCST 기간 예측성은 RMSE는 모든 주수에서 0.3 이하이다. PCC가 예보 1주 에서 0.9이상으로 예측성이 아주 좋다. 그러나 예보 3주부터 0.5이하로 떨어진다. TCC는 주차가 더해갈수록 0.8에서 0.6으로 떨어진다. MSSS는 예보 1주에서만 양의 값을 가진다.

동아시아 예측에서 FCST 기간 RMSE는 0.6 이하이고 예보 1주에서 음의 BIAS가 존재한다. 예보 2주부터는 양의 BIAS가 존재한다. PCC가 예보 1주 에서 0.88로 예측성이 좋다. 그러나 예보 3주부터 0.4이하로 떨어진다. MSSS는 2주부터 음의 값을 가진다. HCST 기간 예측성은 RMSE는 0.7이하이고 PCC가 예보 1주 에서 0.9 이상으로 예측성이 좋다. 그러나 예보 3주부터 0.4이하로 떨어진다. TCC는 0.8에서 0.5로 떨어진다. MSSS는 2주부터 음의 값을 가진다. 잘 알려져 있듯이 동아시아지역은 전지구에 비해 예측성이 떨어지는 것을 볼 수 있다.

한반도 예측에서 FCST기간 RMSE는 예보 2주부터 1이상이다. 예보 1~2주에서 양의 BIAS가 존재하고 예보 3주부터는 음의 BIAS가 존재한다. PCC가 예보 1주 에서 0.88로 예측성이 좋다. 그러나 예보 3주부터 PCC가 0.4이하로 떨어진다. MSSS는 3주부터 음의 값을 가진다. HCST 기간 RMSE는 예보 2주부터 1이상이다. PCC가 예보 1주 에서 0.9 이상으로 예측성이 좋다. 그러나 예보 3주부터 0.4이하로 떨어진다. TCC는 0.8에서 0.4로 떨어진다. MSSS는 2주부터 음의 값을 가진다.

Table 25. ECMWF TMIN predictability evaluation.

Area	Period	Verify	1week	2week	3week	4week	5week	6week
Global	FCST	RMSE	0.048	0.174	0.254	0.288	0.307	0.324
	FCST	BIAS	-0.028	-0.078	-0.076	-0.071	-0.088	-0.119
	FCST	PCC	0.944	0.697	0.431	0.253	0.187	0.237
	FCST	MSSS	0.644	0.195	-0.128	-0.245	-0.270	-0.247
	HCST	RMSE	0.075	0.196	0.270	0.290	0.304	0.298
	HCST	PCC	0.970	0.763	0.472	0.377	0.323	0.388
	HCST	TCC	0.796	0.769	0.685	0.635	0.608	0.576
	HCST	MSSS	0.493	-0.086	-0.350	-0.429	-0.456	-0.469
East Asia	FCST	RMSE	0.176	0.326	0.509	0.441	0.526	0.526
	FCST	BIAS	-0.127	-0.015	0.020	-0.049	-0.034	-0.001
	FCST	PCC	0.892	0.694	0.407	0.304	0.211	0.165
	FCST	MSSS	-0.089	-0.359	-0.755	-0.850	-0.912	-0.858
	HCST	RMSE	0.144	0.353	0.471	0.517	0.541	0.550
	HCST	PCC	0.961	0.746	0.470	0.322	0.246	0.180
	HCST	TCC	0.786	0.767	0.630	0.568	0.545	0.461
	HCST	MSSS	-0.233	-0.784	-0.995	-1.149	-1.254	-1.357
Korea	FCST	RMSE	0.460	0.972	1.386	1.251	1.552	1.405
	FCST	BIAS	0.034	0.087	-0.108	-0.322	-0.365	-0.393
	FCST	PCC	0.877	0.611	-0.041	0.132	-0.352	0.011
	FCST	MSSS	-0.756	-1.158	-1.446	-1.452	-1.589	-1.657
	HCST	RMSE	0.531	0.960	1.121	1.252	1.235	1.223
	HCST	PCC	0.907	0.630	0.376	0.108	0.145	0.179
	HCST	TCC	0.796	0.712	0.684	0.605	0.596	0.459
	HCST	MSSS	-2.226	-2.493	-1.991	-1.976	-2.193	-2.330

Table 25은 ECMWF TMIN예측성 분석표이다. 전지구 예측에서 FCST 기간 RMSE는 0.4 이하이고 음의 BIAS가 존재한다. PCC가 예보 1주 에서 0.9이상으로 예측성이 좋으나 예보 3주부터 0.5이하로 떨어진다. MSSS는 예보 2주까지 양의 값을 가진다. 전지구 예측에서 HCST기간 RMSE는 모든 주수에서 0.3 이하이다. PCC가 예보 1주 에서 0.9이상으로 예측성이 좋으나 예보 3주부터 0.5이하로 떨어진다. TCC는 0.8에서 0.6으로 떨어진다. MSSS는 예보 1주에서만 양의 값을 가진다.

동아시아 예측에서 FCST기간 RMSE는 0.6 이하이고 전반적으로 음의 BIAS가 존재한다. PCC가 예보 1주 에서 0.89로 예측성이 좋으나 예보 3주부터 0.4이하로 떨어진다. MSSS는 모두 음의 값을 가진다. HCST 기간 RMSE는 0.6이하이다. PCC가 예보 1주 에서 0.9 이상으로 예

측성이 좋으나 예보 3주부터 0.5이하로 떨어진다. TCC는 0.8에서 0.5로 떨어진다. MSSS는 모두 음의 값을 가진다.

한반도 예측에서 FCST기간 RMSE는 예보 3주부터 1이상이다. 예보 1~2주에서 약한 양의 BIAS가 존재하고 예보 3주부터는 음의 BIAS가 존재한다. PCC가 예보 1주 에서 0.88로 예측성이 좋으나 PCC가 예보 3주부터 0.3이하로 떨어진다. MSSS는 모두 음의 값을 가진다. HCST기간 RMSE는 예보 3주부터 1이상이다. PCC가 예보 1주 에서 0.90으로 예측성이 좋으나 PCC가 예보 3주부터 0.4이하로 떨어진다. TCC는 0.8에서 0.46으로 떨어지고 MSSS는 모두 음의 값을 가진다.

Table 26. ECMWF DTR predictability evaluation.

Area	Period	Verify	1week	2week	3week	4week	5week	6week
Global	FCST	RMSE	0.026	0.057	0.063	0.073	0.069	0.076
	FCST	BIAS	0.018	0.016	0.015	0.019	0.008	0.033
	FCST	PCC	0.797	0.498	0.258	0.183	0.143	0.121
	HCST	RMSE	0.036	0.064	0.084	0.087	0.091	0.093
	HCST	PCC	0.907	0.655	0.295	0.241	0.116	0.059
	HCST	TCC	0.730	0.595	0.479	0.414	0.367	0.346
East Asia	FCST	RMSE	0.091	0.179	0.266	0.277	0.315	0.344
	FCST	BIAS	0.051	0.100	0.173	0.169	0.203	0.237
	FCST	PCC	0.793	0.577	0.319	0.238	0.122	0.009
	HCST	RMSE	0.107	0.225	0.270	0.290	0.297	0.306
	HCST	PCC	0.925	0.599	0.324	0.111	0.052	0.069
	HCST	TCC	0.736	0.576	0.494	0.423	0.339	0.307
Korea	FCST	RMSE	0.563	0.864	0.846	0.794	0.951	0.881
	FCST	BIAS	0.319	0.182	0.071	-0.002	-0.040	0.046
	FCST	PCC	0.788	0.495	0.367	0.432	0.057	0.163
	HCST	RMSE	0.499	0.777	0.757	0.782	0.791	0.797
	HCST	PCC	0.833	0.423	0.327	0.209	0.118	0.080
	HCST	TCC	0.773	0.613	0.724	0.537	0.379	0.559

Table 26는 ECMWF DTR예측성 분석표이다. 전지구 예측에서 FCST 기간 RMSE는 모두 0.1 이하이다. 이는 DRT차제 값이 작기 때문이다. 전반적으로 양의 BIAS가 존재한다. PCC가 예보 1주 에서 0.8로 예측성이 좋으나 예보 3주부터 0.3이하로 떨어진다. HCST기간 PCC가 예보 1주 에서 0.9이상으로 예측성이 좋으나 예보 3주부터 0.3이하로 떨어진다. TCC는 0.7에서 0.3으로 떨어진다.

동아시아 예측에서 FCST기간 RMSE는 0.4 이하고 양의 BIAS가 존재한다. PCC가 예보 1주 에서 0.79로 예측성이 좋은 편이지만 예보 3주부터 0.4이하로 떨어진다. HCST기간 RMSE는 0.1 이하이다. PCC가 예보 1주 에서 0.9 이상으로 예측성이 좋으나 예보 3주부터 0.4이하로 떨어진다. TCC는 0.7에서 0.3으로 떨어진다.

한반도 예측에서 FCST기간 RMSE는 예보 1~2주에서 0.5 수준으로 전지구 및 동아시아와

비교해서 예측성이 낮은 편이다. 예보 1~3주에서 양의 BIAS가 존재한다. 이는 BIAS 공식상 모델에서 관측을 뺀 $\sum F_i - O_i$ 값이 양수임을 의미하고 이는 모델에서 일교차가 관측에서 일교차보다 크다는 것을 의미한다. PCC는 예보 1주에서 0.79로 예측성이 좋은 편이나 예보 3주부터 0.4이하로 떨어진다. HCST기간 RMSE는 모두 0.1 이하이다. PCC가 예보 1주에서 0.83으로 예측성이 좋으나 예보 3주부터 0.4이하로 떨어진다. TCC는 0.8에서 0.6으로 떨어진다.

Table 27. GloSea5 TMAX predictability evaluation.

Area	Period	Verify	1week	2week	3week	4week	5week	6week
Global	FCST	RMSE	1.422	1.460	1.460	1.437	1.455	1.464
	FCST	BIAS	-1.413	-1.437	-1.428	-1.403	-1.422	-1.429
	FCST	PCC	0.682	0.392	0.131	0.039	0.044	0.048
	FCST	MSSS	-1.118	-1.742	-2.111	-2.173	-2.128	-2.098
	HCST	RMSE	0.199	0.272	0.315	0.314	0.311	0.318
	HCST	PCC	0.788	0.554	0.393	0.408	0.422	0.402
	HCST	TCC	0.780	0.698	0.627	0.599	0.565	0.530
	HCST	MSSS	-0.494	-0.860	-0.988	-1.021	-1.041	-1.024
East Asia	FCST	RMSE	2.349	2.282	2.151	2.054	1.925	1.808
	FCST	BIAS	-2.281	-2.153	-1.977	-1.913	-1.783	-1.688
	FCST	PCC	0.407	0.232	0.048	0.010	0.032	0.087
	FCST	MSSS	-2.590	-3.022	-3.749	-3.885	-3.927	-3.857
	HCST	RMSE	0.445	0.530	0.606	0.652	0.684	0.706
	HCST	PCC	0.778	0.658	0.534	0.455	0.397	0.381
	HCST	TCC	0.797	0.749	0.654	0.615	0.569	0.553
	HCST	MSSS	-0.028	-0.348	-0.589	-0.727	-0.874	-0.922
Korea	FCST	RMSE	2.810	3.117	3.337	3.364	3.248	3.176
	FCST	BIAS	-2.685	-2.710	-2.698	-2.809	-2.665	-2.538
	FCST	PCC	0.796	0.510	0.186	0.117	0.171	0.158
	FCST	MSSS	-0.768	-1.217	-1.561	-1.750	-1.875	-1.803
	HCST	RMSE	1.043	1.246	1.401	1.567	1.612	1.630
	HCST	PCC	0.752	0.611	0.470	0.280	0.153	0.103
	HCST	TCC	0.800	0.800	0.782	0.655	0.565	0.508
	HCST	MSSS	0.353	0.132	-0.066	-0.343	-0.528	-0.704

Table 27는 GloSea5 TMAX예측성 분석표이다. 전지구 예측에서 FCST 기간 RMSE는 1.5 이하이고 강한 음의 BIAS가 존재한다. PCC가 예보 1주에서 0.7이고 예보 3주부터 0.2이하로 떨어진다. MSSS는 모두 음의 값을 가진다. HCST 기간 RMSE는 모든 주수에서 0.4 이하이다. PCC는 예보 1주에서 0.79이고 예보 3주부터 0.5이하로 떨어진다. TCC는 0.8에서 0.5로 떨어진다. MSSS는 예보 모두 음의 값을 가진다.

동아시아 예측에서 FCST기간 RMSE는 2도 수준이다. 모든 주에서 -2도 수준의 음의 BIAS가 존재한다. PCC가 예보 1주에서 0.4로 예측성이 낮고 예보 3주부터는 0.1이하로 떨어진다. MSSS는 모두 음의 값을 가진다. HCST기간 RMSE는 0.7이하이고 PCC가 예보 1주에서 0.78이고 예보 3주부터 0.6이하로 떨어진다. TCC는 0.8에서 0.55로 떨어진다. MSSS는 모두 음의 값을 가진다.

한반도 예측에서 FCST기간 RMSE는 2~3도 수준이다. 모든 주수에서 -2도 이상의 음의 BIAS가 존재한다. PCC는 예보 1주 에서 0.8이나 예보 3주부터 0.2이하로 떨어진다. MSSS는 모든 주에서 양의 값을 가진다. HCST 기간 RMSE는 1~1.6도 수준이다. PCC가 예보 1주 에서 0.75이나 예보 3주부터 0.5이하로 떨어진다. TCC는 0.8에서 0.5로 떨어진다. MSSS는 예보 1~2주 에서 양의 값을 가진다. 전반적으로 ECMWF보다 예측성능이 떨어진다. 이는 관측 재분석장으로 ERA5를 사용한 점을 고려해야 한다.

Table 28. GloSea5 TMIN predictability evaluation.

Area	Period	Verify	1week	2week	3week	4week	5week	6week
Global	FCST	RMSE	1.627	1.664	1.690	1.730	1.710	1.692
	FCST	BIAS	1.621	1.647	1.665	1.700	1.683	1.662
	FCST	PCC	0.743	0.466	0.206	0.109	0.111	0.107
	FCST	MSSS	-0.530	-1.140	-1.597	-1.709	-1.620	-1.540
	HCST	RMSE	0.194	0.273	0.320	0.327	0.323	0.330
	HCST	PCC	0.805	0.564	0.381	0.376	0.400	0.379
	HCST	TCC	0.769	0.693	0.622	0.594	0.552	0.516
	HCST	MSSS	-0.516	-0.912	-1.048	-1.091	-1.106	-1.085
East Asia	FCST	RMSE	1.872	2.007	2.143	2.140	2.248	2.360
	FCST	BIAS	1.839	1.937	2.045	2.056	2.156	2.261
	FCST	PCC	0.654	0.496	0.235	0.127	0.104	0.058
	FCST	MSSS	-4.625	-4.922	-6.194	-6.263	-6.171	-6.309
	HCST	RMSE	0.364	0.447	0.499	0.555	0.588	0.606
	HCST	PCC	0.786	0.662	0.562	0.463	0.409	0.389
	HCST	TCC	0.788	0.726	0.620	0.589	0.546	0.530
	HCST	MSSS	-0.798	-1.007	-1.183	-1.316	-1.443	-1.483
Korea	FCST	RMSE	2.078	2.252	2.491	2.243	2.360	2.487
	FCST	BIAS	1.944	1.922	1.908	1.729	1.806	1.900
	FCST	PCC	0.786	0.564	0.023	-0.048	-0.051	-0.051
	FCST	MSSS	-2.222	-2.064	-2.605	-2.002	-1.974	-2.125
	HCST	RMSE	0.848	1.011	1.157	1.384	1.454	1.489
	HCST	PCC	0.770	0.655	0.519	0.284	0.194	0.145
	HCST	TCC	0.800	0.800	0.779	0.634	0.652	0.623
	HCST	MSSS	-0.299	-0.464	-0.701	-1.069	-1.230	-1.433

Table 28은 GloSea5 TMIN예측성 분석표이다. 전지구 예측에서 FCST 기간 RMSE는 1.6~1.7도 수준이고 양의 BIAS가 존재한다. PCC가 예보 1주 에서 0.74이고 예보 3주부터 0.2이하로 떨어진다. MSSS는 모두 음의 값을 가진다. HCST기간 RMSE는 모든 주수에서 0.4 이하이다. PCC가 예보 1주 에서 0.81이고 예보 3주부터 0.4이하로 떨어진다. TCC는 0.8에서 0.5로 떨어진다. MSSS는 모든 주수에서 음의 값을 가진다.

동아시아 예측에서 FCST 기간 RMSE는 2도 수준이다. 모든 주에서 2도수준의 양의 BIAS가 존재한다. PCC는 예보 1주 에서 0.65이고 예보 3주부터 0.2이하로 떨어진다. MSSS는 모두 음의 값을 가진다. HCST기간 RMSE는 0.7이하이다. PCC는 예보 1주 에서 0.79이고 예보 6주까지 0.4 이상이다. TCC는 0.8에서 0.5로 떨어진다. MSSS는 모두 음의 값을 가진다.

한반도 예측에서 FCST 기간 RMSE는 2~2.5도 수준이다. 모든 주수에서 1.7도 이상의 양의 BIAS가 존재한다. PCC가 예보 1주 에서 0.79이고 예보 3주부터 0.1이하로 떨어진다. MSSS는 모든 주에서 음의 값을 가진다. HCST 기간 RMSE는 1.5도 이하이다. PCC가 예보 1주 에서 0.77이고 예보 3주부터 0.5이하로 떨어진다. TCC는 0.8에서 0.6으로 떨어진다. MSSS는 모두 음의 값을 가진다.

Table 29. ECMWF DTR predictability evaluation.

Area	Period	Verify	1week	2week	3week	4week	5week	6week
Global	FCST	RMSE	3.037	3.085	3.094	3.104	3.106	3.092
	FCST	BIAS	-3.034	-3.084	-3.093	-3.103	-3.105	-3.091
	FCST	PCC	-0.005	-0.011	-0.021	-0.023	-0.017	-0.008
	HCST	RMSE	0.067	0.081	0.086	0.084	0.090	0.092
	HCST	PCC	0.631	0.391	0.232	0.236	0.089	0.072
	HCST	TCC	0.580	0.439	0.370	0.310	0.274	0.251
East Asia	FCST	RMSE	4.158	4.127	4.051	3.993	3.960	3.971
	FCST	BIAS	-4.119	-4.090	-4.022	-3.969	-3.939	-3.949
	FCST	PCC	0.104	0.130	0.138	0.133	0.163	0.170
	HCST	RMSE	0.221	0.256	0.298	0.307	0.325	0.317
	HCST	PCC	0.688	0.509	0.256	0.159	0.094	0.183
	HCST	TCC	0.570	0.435	0.353	0.283	0.280	0.282
Korea	FCST	RMSE	4.766	4.759	4.725	4.638	4.565	4.538
	FCST	BIAS	-4.629	-4.632	-4.606	-4.538	-4.471	-4.438
	FCST	PCC	0.163	0.057	0.031	0.028	0.037	0.090
	HCST	RMSE	0.709	0.813	0.829	0.831	0.841	0.843
	HCST	PCC	0.552	0.282	0.224	0.185	0.137	0.119
	HCST	TCC	0.722	0.498	0.596	0.563	0.541	0.546

Table 29은 GloSea5 DTR 예측성 분석표이다. 전지구 예측에서 FCST 기간 RMSE는 모두 3도 수준으로 높고 BIAS는 -3도 수준의 음의 BIAS가 존재한다. PCC는 모두 음의 값을 가져서 예측성이 낮다. HCST기간 RMSE는 모든 주수에서 0.1 이이다. PCC가 예보 1주 에서 0.6이고, 예보 3주부터 0.3이하로 떨어진다. TCC는 0.5에서 0.2로 떨어진다.

동아시아 예측에서 FCST기간 RMSE는 4도 수준이고 음의 BIAS가 존재한다. PCC는 예보 1주 에서 0.2 이하로 예측성이 낮다. HCST 기간 RMSE는 0.3이하이다. PCC가 예보 1주 에서 0.68이고 PCC가 예보 3주부터 0.3이하로 떨어진다.

한반도 예측에서 FCST기간 RMSE는 4도 수준이고 음의 BIAS가 존재한다. 음의 BIAS 이유는 최고기온 예측에서 음의 BIAS, 최저기온 예측에서 양의 BIAS의 영향이다. 또한 일교차 BIAS가 음수라는 것은 BIAS 공식상 모델에서 관측을 뺀 $\sum F_i - O_i$ 값이 음수임을 의미하고 이는 모델에서 일교차가 관측에서 일교차보다 작다는 것을 의미한다. PCC가 예보 1주 에서 0.2로 예측성이 낮다. HCST기간 RMSE는 1이하이다. PCC가 예보 1주 에서 0.55이고 예보 3주부터 0.3 이하로 떨어진다. PCC는 예보1주에서 0.55이고 3주차부터 0.3 이하로 떨어진다. TCC는 0.7에서 0.5로 떨어진다.

Figure 63는 Hindcast 기간 GloSea5의 1주부터 6주전 예측에서 최고기온, 일교차를 500hPa 고도장 예측에 대한 PCC를 비교한 그래프이다. 실선이 ECMWF이고 점선이 GloSea5이다. 빨간색선이 최고기온, 파란색선이 최저기온, 보라색선이 일교차를 나타낸다. 예측성이 좋은 변수의 순서는 500hPa 고도장 > 최고기온 > 최저기온 순이다. ECMWF는 3주 예측에서까지 500hPa 고도장과 최고기온의 예측성이 비슷한 것을 알 수 있다. 그러나 4주 부터는 예측의 변동성이 크다. GloSea5의 경우 1~6주 모두 500hPa 고도장과 최고기온의 예측성이 비슷한 것을 알 수 있다.

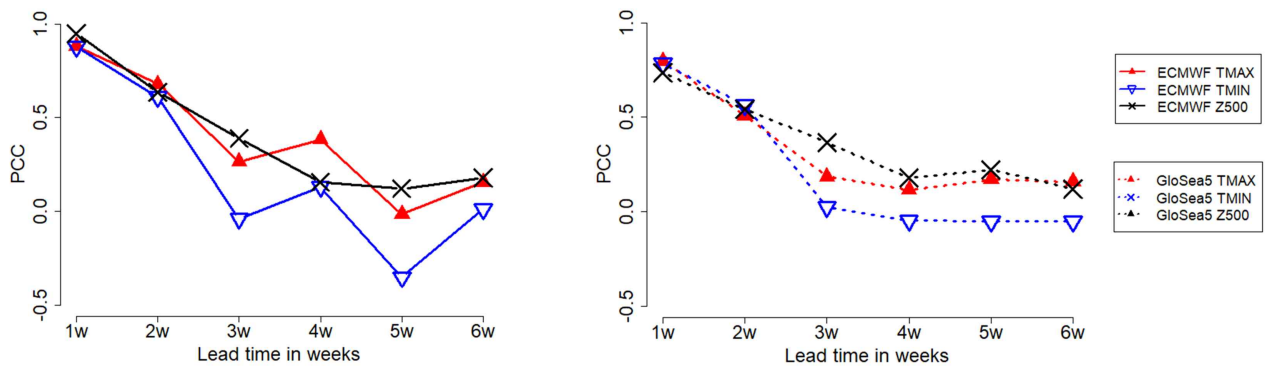


Figure 63. PCC of ECMWF S2S and GloSea5 S2S at forecasting the TMAX, TMIN and Z500 of lead time from May to August.

Figure 64은 Hindcast 기간 ECMWF와 GloSea5의 1주부터 6주전 예측에서 최고기온, 최저기온, 일교차의 RMSE와 BIAS를 비교한 그래프이다. GloSea5의 RMSE가 ECMWF의 RMSE보다 높은 것을 알 수 있고 예측 선행 주수가 길어질수록 RMSE가 높아지는 경향이 있다. 또한 ECMWF의 최고기온, 최저기온, 일교차는 모든 주수에서 BIAS가 0에 가깝다. 그러나 GloSea5에서는 최저기온에 강한 양의 BIAS, 최고기온과 일교차에 강한 음의 BIAS를 한눈에 볼 수 있다.

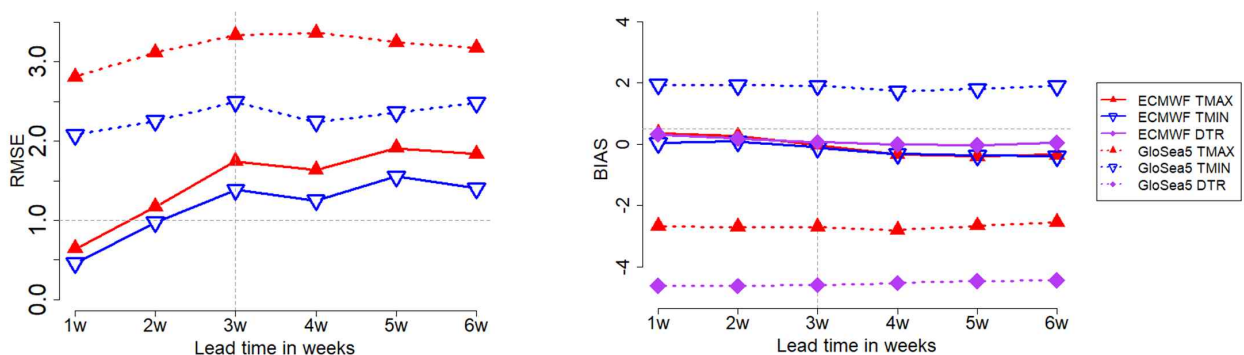


Figure 64. RMSE and BIAS of ECMWF S2S and GloSea5 S2S at forecasting the TMAX, TMIN and DTR of lead time from May to August.

(4) ECMWF S2S와 GloSea5 S2S 주별 앙상블 예측 자료의 폭염 사례 분석

(가) PJ 패턴과 CGT 패턴에 의한 한반도 폭염 사례 분석

각 기후 모델의 Hindcast 기간 동안 PJ와 CGT 에 의한 폭염이 일어난 날짜는 아래 표와 같다. 선행연구에서 대규모 순환장의 원격상관 패턴 중 PJ(Pacific-Japan) 패턴과 CGT(Circumglobal Teleconnection) 패턴은 여름철 동아시아 지역의 기온과 강수에 영향을 준다는 것이 밝혀졌다. CGT 패턴은 대표적인 여름철 중위도 파동으로 Indian Summer Monsoon(Ding &Wang, 2005)의 열원과 관련이 있다 (Lin et al., 2016 ; Wu et al., 2016). 아열대 서북 태평양 (WNP)의 대류 활동이 여름 동아시아 대기 순환에 미치는 영향은 Nitta(1987)에 의해 태평양-일본(PJ) 패턴으로 소개되었다. 이 두 패턴은 서로 다른 구성과 물리적 메커니즘을 가지고 있지만, 이들의 대기작용 중심은 모두 한반도에 위치한다(Yeo et al, 2019).

Table 30. List of Korea Heat wave in PJ and CGT categories.

Heat wave Type	ECMWF (HCST Period: 1998~2017)	GloSea5 (HCST Period: 1991~2010)
PJ	2001-08-03, 2004-08-10	
	2006-08-03, 2006-08-13	1996-07-30, 1997-07-22
	2012-07-25, 2015-07-30	2001-08-03, 2004-08-10
	2015-08-05, 2016-07-30	2006-08-03, 2006-08-13
	2016-08-05, 2017-08-04	
CGT	2004-07-29, 2010-08-20	1994-07-12, 1994-08-04
	2013-08-07, 2017-07-20	1995-08-14, 1996-08-12
		2004-07-29, 2010-08-20

각 기후모델의 폭염 원인에 의한 합성장 분석을 Figure 65부터 나타내었다. 각 그림에서 왼쪽 상단에 위치한 그림이 한반도 폭염 사례에 대한 ERA5 재분석자료의 합성장을 나타내고 오른쪽 그림이 기후예측모델의 1~6주전 폭염 예측 합성장이다. 폭염 1주전 예측은 폭염 시작일로부터 가장 가까운 예측 생산 일자를 찾아 그 주를 1주전 예측으로 보았다. 예를 들어, 폭염 발생일이 8월 3일이라 하면, 1주전 예측은 8월 3일에서 가장 가까운 날에 생산된 예측인 8월 1일에 생산된 예측장이 1주전 예측이 된다. 그리고 2주전 예측은 7월 25일에 생산된 예측장, 3주전 예측은 7월18일에 생산된 예측장, 4주전 예측은 7월 11일에 생산된 예측장이다.

먼저 PJ에 의한 폭염사례를 알아보았다. ECMWF 1~6주전 예측 500 hPa 고도장에 대한 합성장 Figure 65를 보면 캄차카반도와 베링해 부근에 강한 양의 아노말리가 위치하고 그 아래로 음의 아노말리가 위치하여 다이폴 모드가 형성되는 것을 볼 수 있다. 다이폴 모드는 500 hPa 고도장 3주전 예측에서도 어느 정도 모의되는 것을 알 수 있다. Figure 66의 최고기온 예측 합성장에서도 3주전 예측에서까지 한반도에 양의 아노말리를 모의한다. Figure 67의 GloSea5 500 hPa 고도장 에서도 한반도와 베링해 부근에 강한 양의 아노말리가 형성되었고 한반도 아래에 음의 아노말리가 위치해 다이폴 모드가 형성되었다. Figure 68의 GloSea5 최고기온도 3주전 예

측부터 한반도에 폭염을 예측하고 있다.

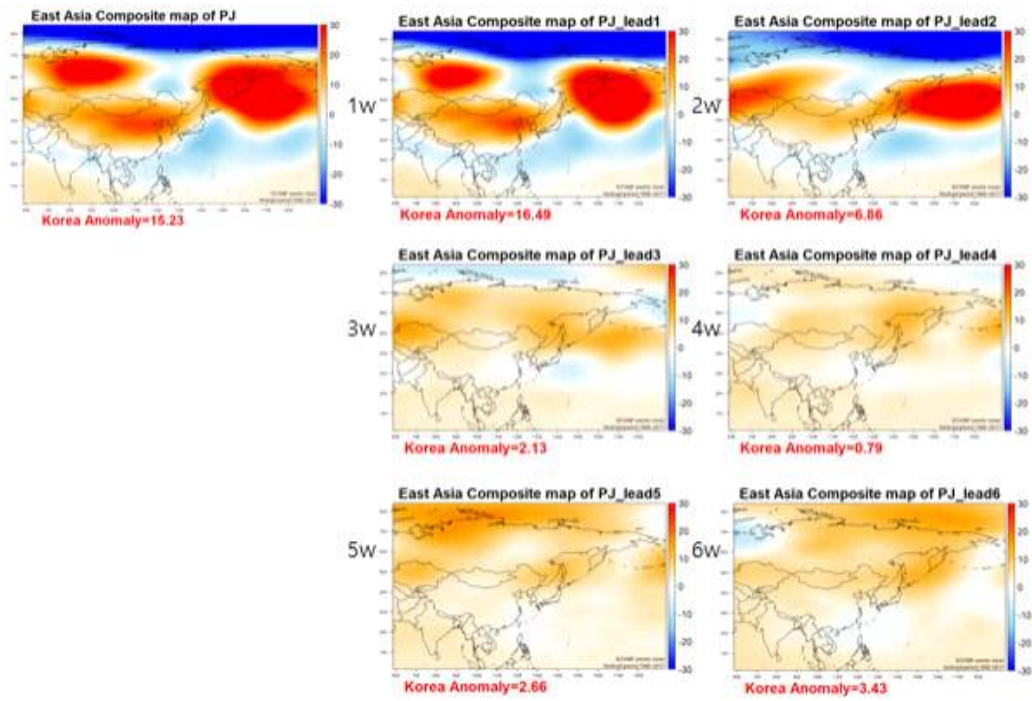


Figure 65. Composite maps of Z500 at lead 1~6 of PJ heat wave case during ECMWF Hindcast period.

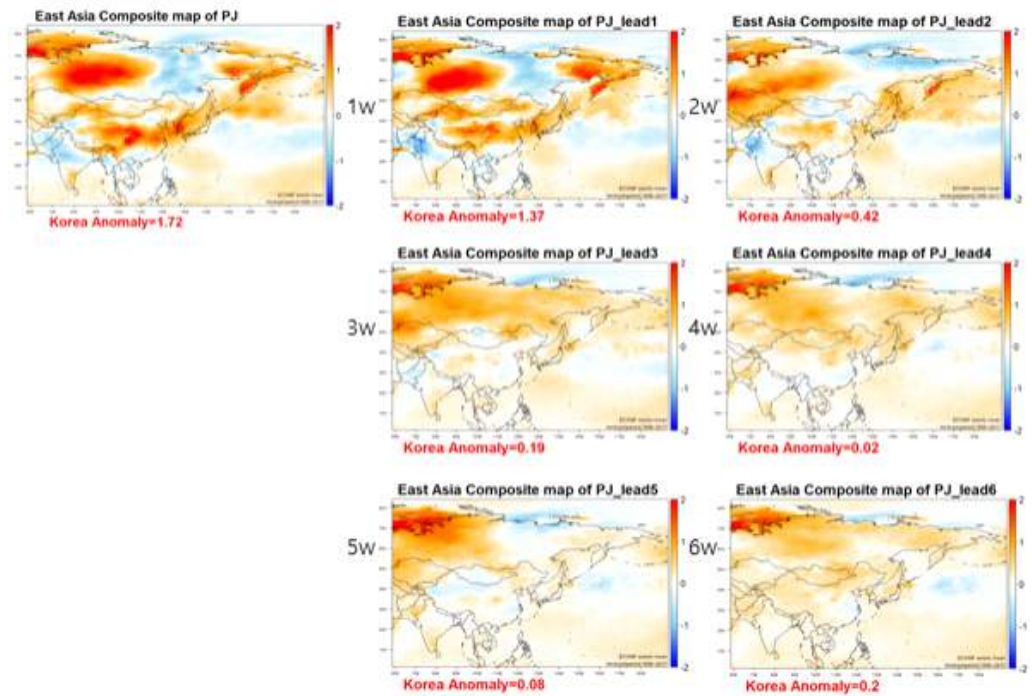


Figure 66. Composite maps of TMAX at lead 1~6 of PJ heat wave case during ECMWF Hindcast period.

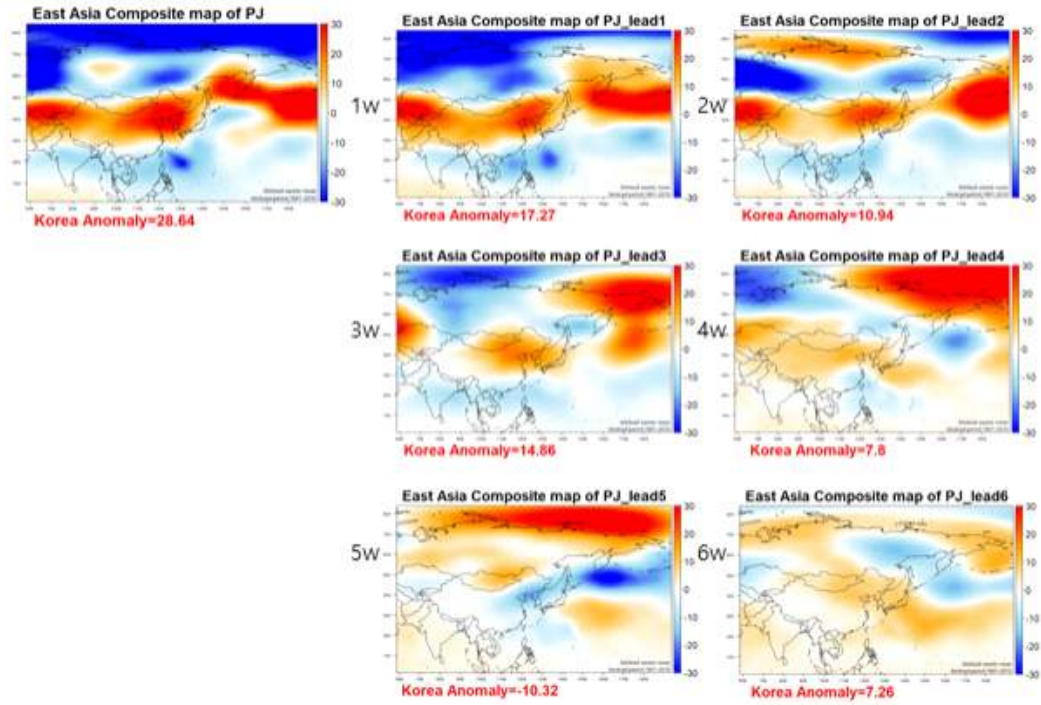


Figure 67. Composite maps of Z500 at lead 1~6 of PJ heat wave case during GloSea5 Hindcast period.

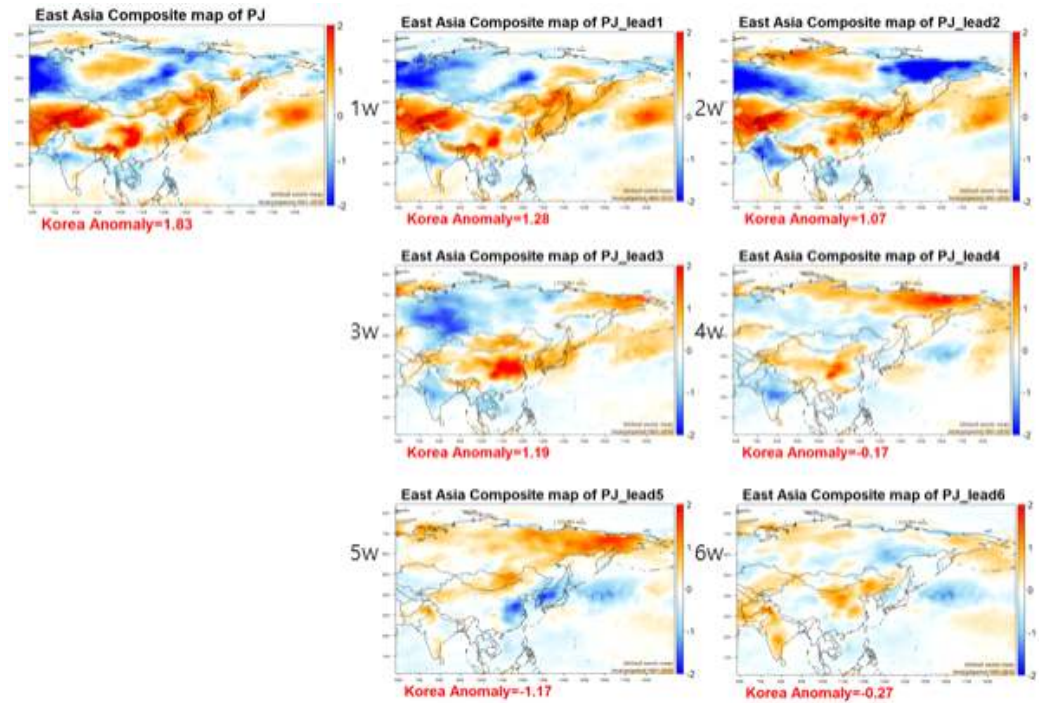


Figure 68. Composite maps of TMAX at lead 1~6 of PJ heat wave case during GloSea5 Hindcast period.

ECMWF CGT에 의한 폭염사례를 알아보았다. 폭염 발생주의 500 hPa 고도장 관측 재분석 자료 합성장 Figure 69을 살펴보면 한반도와 캄차카반도 부근에 강한 양의 아노말리가 위치하고 몽골 부근에 음의 아노말리가 위치한다. 그리고 한반도 동남쪽에 음의 아노말리가 위치하여 한반도 고기압과 다이폴 모드가 형성된다. 이러한 다이폴 모드는 3주전예측에서도 잘 모의되는 편이다. 최고기온도 관측 재분석자료 합성장에서 한반도에 강한 양의 아노말리가 위치하고 몽골 부근에 강한 음의 아노말리가 위치한다. 최고기온 또한 3주전 예측에서까지 한반도에 양의 아노말리로 폭염을 잘 모의한다.

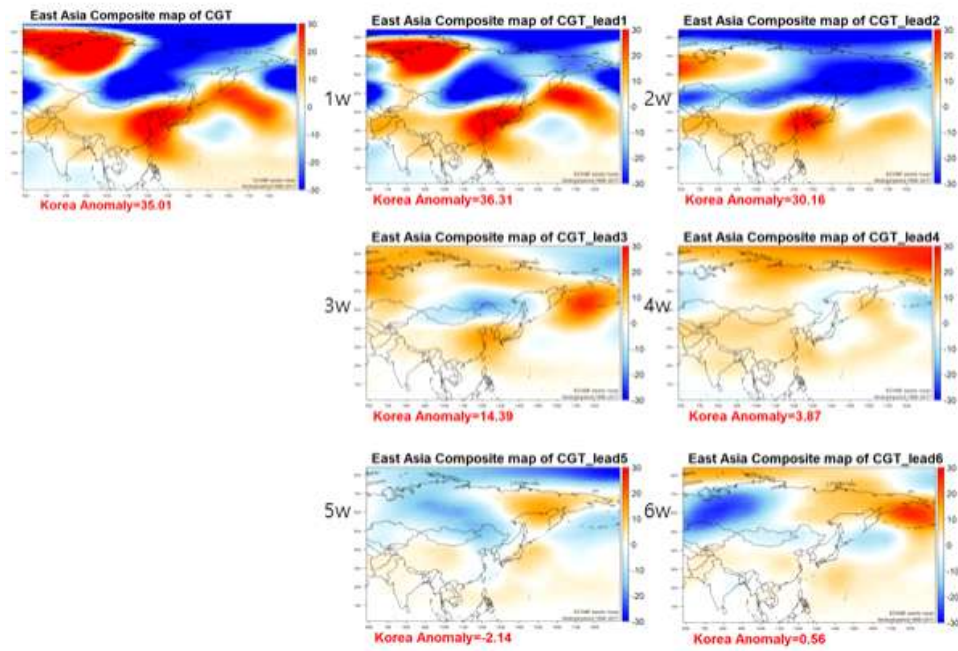


Figure 69. Composite maps of Z500 at lead 1~6 of CGT heat wave case during ECMWF Hindcast period.

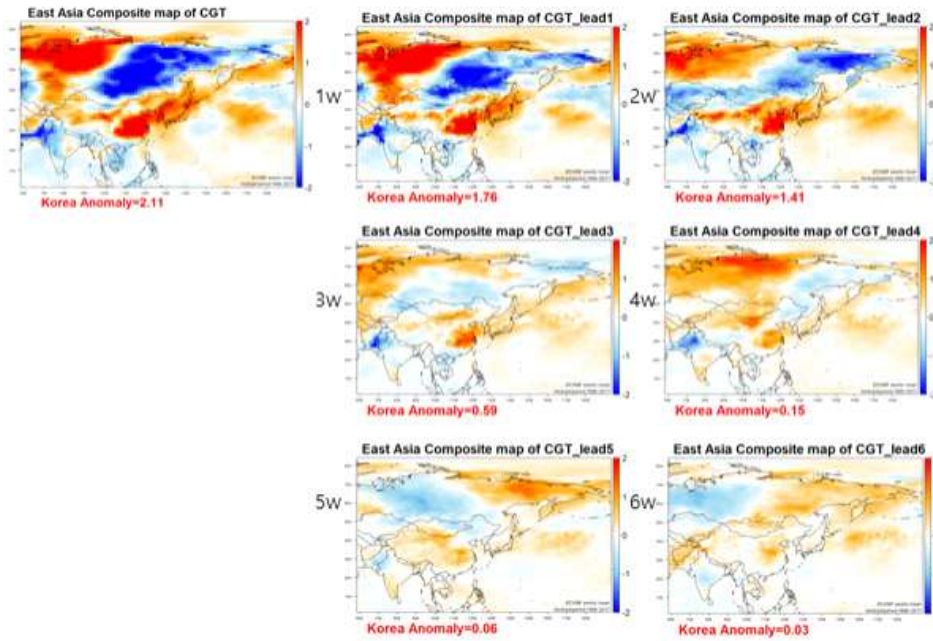


Figure 70. Composite maps of TMAX at lead 1~6 of CGT heat wave case during ECMWF Hindcast period.

GloSea5 CGT에 의한 폭염사례를 알아보았다. 폭염 발생주의 500 hPa 고도장 관측 재분석 자료 합성장 Figure 71을 살펴보면 ECMWF와 마찬가지로 한반도에서 부터 캄차카반도 까지 강한 양의 아노말리가 위치하고 몽골 부근에 음의 아노말리가 위치한다. 그리고 한반도 동남쪽에 음의 아노말리가 위치하여 다이폴 모드가 형성된다. GloSea5에서도 이러한 다이폴 모드는 3주전예측에서도 잘 모의되는 편이다. 최고기온 관측 재분석 장에서도 한반도에 강한 양의 아노말리가 위치하고 몽골 부근에 강한 음의 아노말리가 위치하여 다이폴모드가 형성된다. 최고기온 또한 3주전 예측에서까지 한반도에 양의 아노말리로 한반도 폭염을 잘 모의한다.

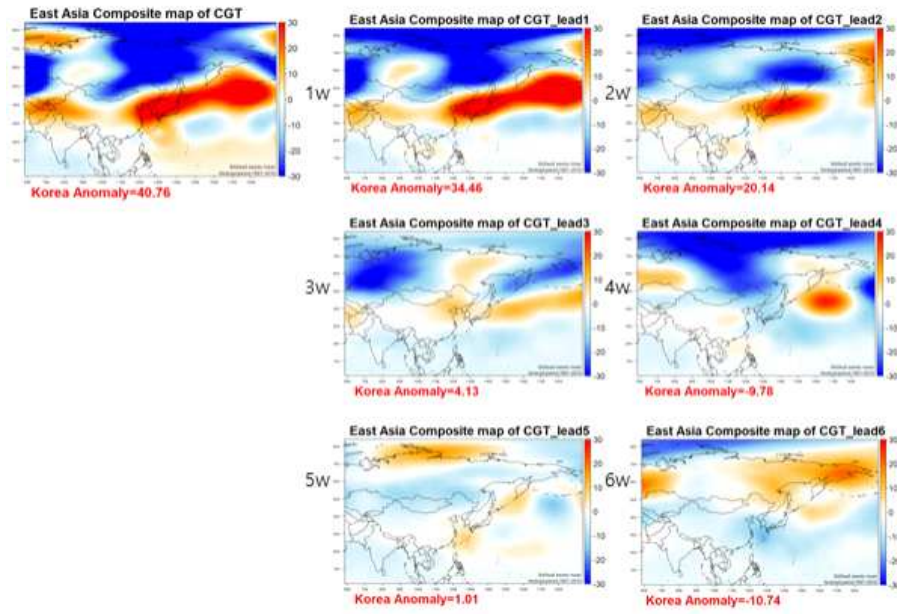


Figure 71. Composite maps of Z500 at lead 1~6 of CGT case during GloSea5 Hindcast period.

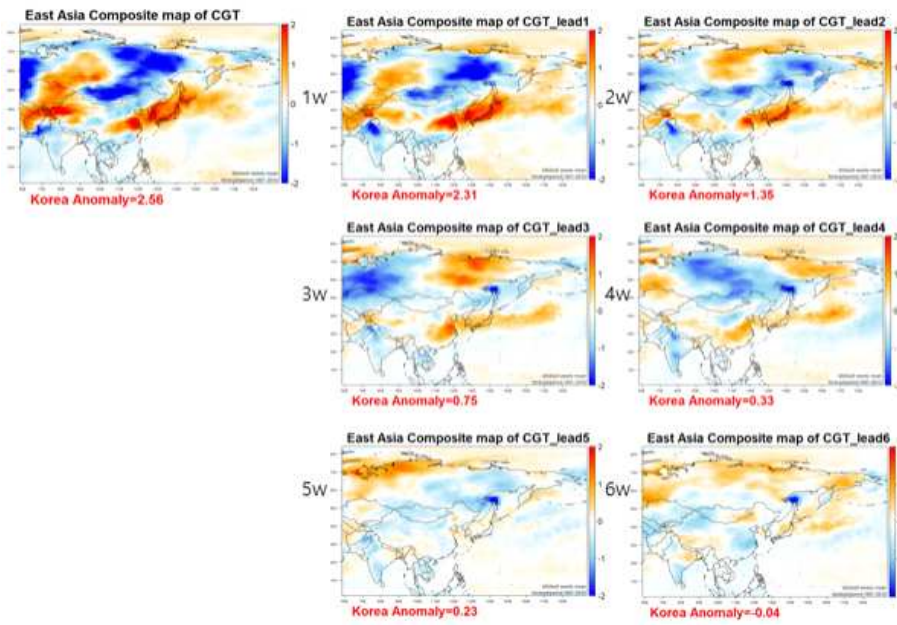


Figure 72. Composite maps of TMAX at lead 1~6 of CGT heat wave case during GloSea5 Hindcast period.

Figure 73는 한반도에 PJ 패턴에 의한 폭염이 있었던 주 동아시아 지역의 ERA5 재분석장과 기후예측 모델 예측장의 PCC boxplot이다. ERA5 재분석자료가 관측장으로 비교되었기 때문에 ECMWF가 GloSea5보다 더 좋은 예측성이 나옴을 감안해야한다. 500hPa 고도장의 경우 2주전 예측까지 두 모델 모두 PCC가 0.6 이상이다. 그러나 3주전 예측부터 PCC가 0.3이하로 떨어지고 PCC 변동이 커져 한반도 폭염의 예측성이 낮아지는 것을 알 수 있다. ECMWF는 500hPa 고도장이 최고기온과 예측성능이 비슷한 경향이 있다. 그러나 GloSea5의 경우 2~4주전 예측에서 최고기온이 500hPa 고도장 보다 PCC가 높다. PJ는 해양효과에 의한 폭염이기 때문에 기후예측 모델이 SST의 예측성이 높은 특성상 PJ 예측성이 높아질 수도 있다.

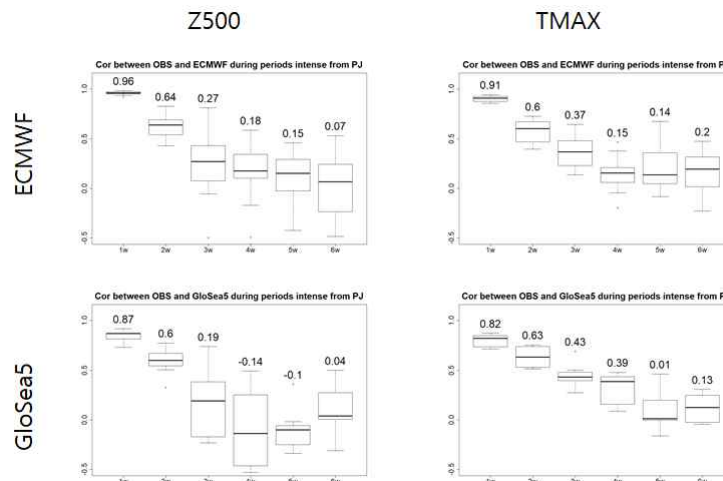


Figure 73. PCC boxplot of Z500 and TMAX at lead 1~6 in PJ heat wave.

Figure 74은 CGT에 인한 폭염이 있었던 주 동아시아 지역의 ERA5 재분석장과 기후예측 모델의 PCC boxplot 이다. 두 모델 모두 500 hPa 고도장의 경우 3주전 예측까지 PCC가 0.4 이상이다. 그러나 4주전 예측부터 PCC가 0.3이하로 떨어지고 PCC 변동이 커져 한반도 폭염의 예측성이 낮아지는 것을 알 수 있다. ECMWF 예측성의 경우 2~4주전 예측에서 500 hPa 고도장 보다 최고기온 PCC가 높은 것을 알 수 있다.

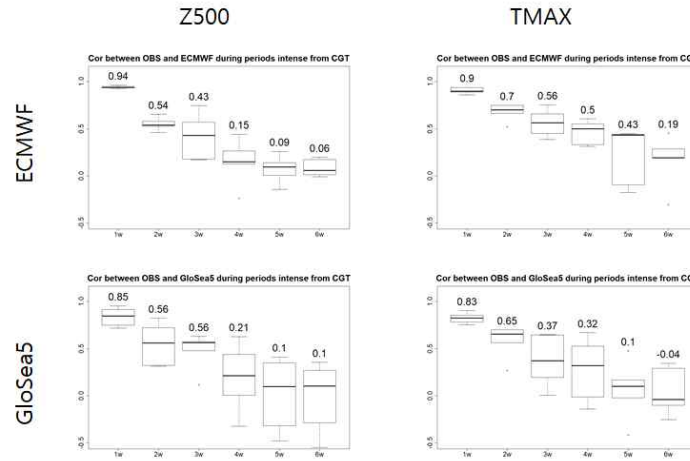


Figure 74. PCC boxplot of Z500 and TMAX at lead 1~6 in CGT heat wave.

Figure 75는 PJ 패턴과 CGT 패턴에 의한 폭염이 일어난 사례에서 한반도 5개 격자에 대한 최고기온 주평균과 표준오차에 대한 그림이다. 전반적으로 선행 주수가 길어질수록 아노말리 값이 작아져 한반도의 폭염을 잘 모의하지 못한다. ECMWF PJ 사례에서는 1주전 예측에서 비슷한 수준의 양의 아노말리를 모의하고 CGT 사례에서는 1~2주전 예측에서 비슷한 수준의 양의 아노말리를 모의한다. GloSea5 PJ 사례에서는 1~3주전 예측에서 비슷한 수준의 양의 아노말리를 모의한다. CGT 사례에서는 1~3주전 예측에서 양의 아노말리를 모의하지만 표준오차가 크다.

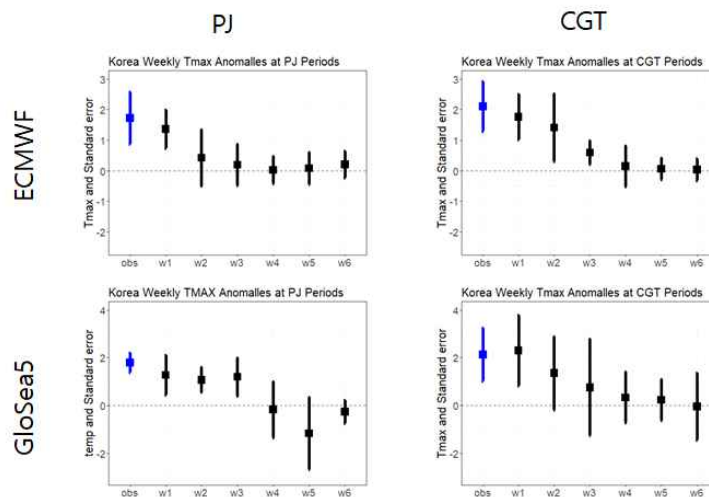


Figure 75. Mean TMAX anomalies with standard errors from ECMWF and GloSea5 Hindcast at lead 1~6 for PJ and CGT heat wave.

PJ 패턴 폭염 예측은 GloSea5 최고기온이 ECMWF 최고기온 보다 PCC가 더 높고 주평균

을 양의 아노말로 더 잘 모의하고 표준오차도 더 작다. CGT의 경우 ECMWF 최고기온 예측이 GloSea5 최고기온 예측보다 PCC가 더 높고 주평균을 양의 아노말로 더 잘 모의하고 표준오차가 더 작다.

(나) 한반도 단기 폭염과 장기 폭염 사례 분석

한반도 폭염 사례를 장기폭염과 단기폭염으로 나누어 폭염 기간에 따른 한반도 폭염 예측성을 분석하였다. 장기폭염과 단기폭염으로 나누는 명확한 기준이 없기 때문에 이 연구에서는 폭염기간의 기초 통계량을 기준으로 구분하였다.

Figure 76는 폭염사례들의 기간에 대한 히스토그램이다. ECMWF 기준 폭염 사례 14개 중에서 폭염 기간이 5일 이하인 경우가 총 10개이고, 5일 초과인 사례가 4개였다. ECMWF 기준 폭염 사례에서 기간이 가장 길었던 폭염은 20일 이였고 가장 짧은 폭염은 2일이였다. 폭염 기간의 평균은 6일로 나타났고 중앙값은 3으로 나타났다. GloSea5 기준 폭염 사례 12개 중에서 폭염 기간이 5일 이하인 경우가 총 8개이고, 5일 초과인 사례가 4개였다. GloSea5 기준 폭염 사례에서 기간이 가장 길었던 폭염은 14일 이였고 가장 짧은 폭염은 2일이였다. 폭염 기간의 평균은 4.5일로 나타났고 중앙값은 3으로 나타났다. 이 연구에서는 단기 폭염과 장기 폭염의 기준을 5일로 정하여 5일 이하는 단기 폭염, 5일 초과는 장기 폭염으로 정의하였다.

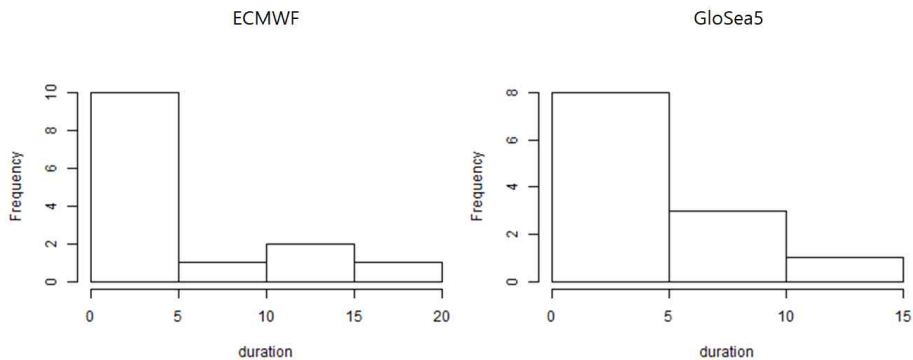


Figure 76. Histogram for the (left) ECMWF heat wave duration (right) GloSea5 heat wave duration.

Table 31. List of Korea Heat wave in short and long term categories.

Heat wave Type	ECMWF (HCST Period: 1998~2017)	GloSea5 (HCST Period: 1991~2010)
Short	2015-08-05, 2017-08-04 2006-08-13, 2004-07-29 2010-08-20, 2004-08-10 2017-07-20, 2016-07-30 2015-07-30, 2001-08-03	2006-08-13, 2010-08-20 2004-07-29, 2004-08-10 1995-08-14, 2001-08-03 1996-08-12, 1997-07-22
Long	2016-08-05, 2013-08-07 2012-07-25, 2006-08-03	1994-07-12, 2006-08-03 1994-08-04, 1996-07-30

Figure 77은 ECMWF 단기폭염사례의 500 hPa 고도장 합성장 분석 결과이다. 단기폭염 발생 주의 관측 재분석자료 합성장을 살펴보면 캄차카반도와 베링해에 강한 고기압이 위치하며 블로킹이 생겨 한반도의 뜨거운 공기가 동해로 빠져나가지 못하고 한반도에 갇히는 것을 볼 수 있다. 베링해 부근의 고기압으로 인한 블로킹 현상은 3주전 예측에서까지 어느 정도 모의하는 것을 알 수 있다. Figure 81에서 단기폭염이 있었던 주 동아시아 지역의 ERA5 재분석장과 기후예측 모델의 PCC boxplot을 살펴보면 1주전 예측에서 PCC가 0.96, 2주전 예측에서 0.63, 3주전 예측에서 0.37, 4주전 예측에서 0.18으로 나타났다.

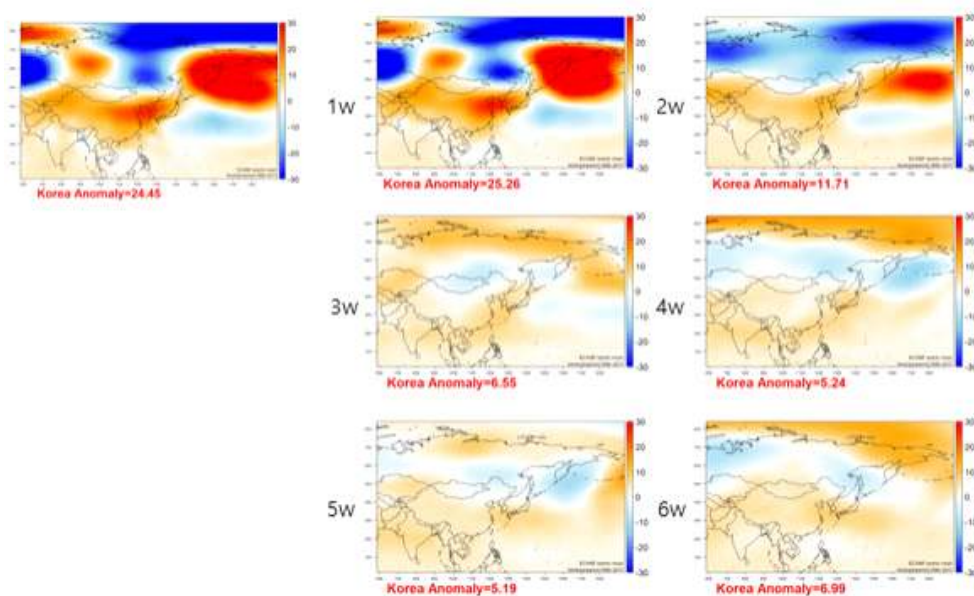


Figure 77. Composite maps of Z500 at lead 1~6 of short term heat wave case during ECMWF Hindcast period.

Figure 78은 ECMWF 단기폭염사례의 최고기온 합성장 분석 결과이다. 한반도에 양의 아노말리를 2주전 예측에서까지 모의하는 것을 알 수 있다. Figure 81에서 ECMWF 최고기온 단기폭염의 PCC는 1주전 예측에서 0.89, 2주전 예측에서 0.51, 3주전 예측에서 0.38, 4주전 예측에서 0.18으로 나타났다.

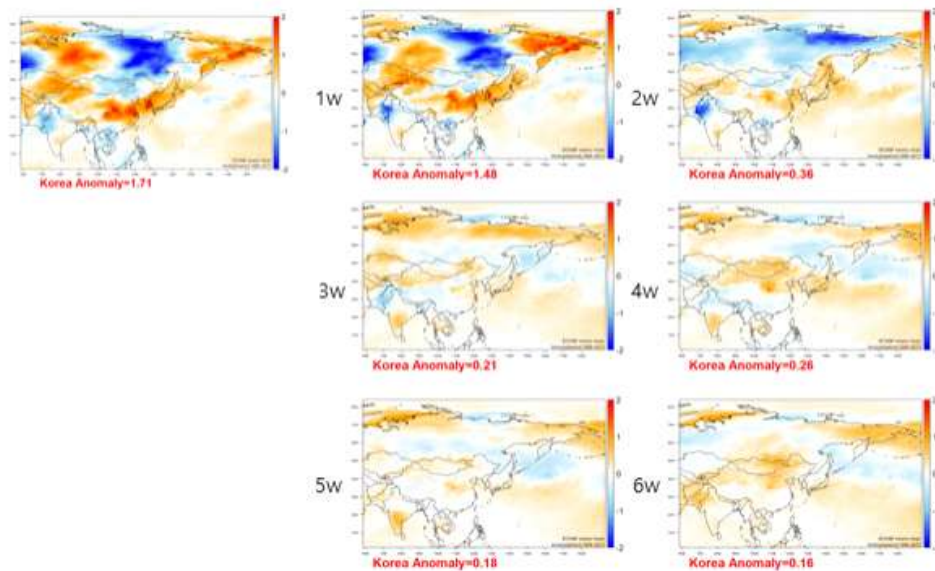


Figure 78. Composite maps of TMAX at lead 1~6 of short term heat wave case during ECMWF Hindcast period.

Figure 79은 GloSea5 단기폭염사례의 500 hPa 고도장 합성장 분석 결과이다. ERA5 관측 재분석자료 합성장을 살펴보면 GloSea5도 ECMWF와 마찬가지로 베링해 부근부터 한반도까지 고기압이 위치하며 블로킹이 생겨 한반도의 뜨거운 공기가 동해로 빠져나가지 못하고 한반도에 갇히는 것을 알 수 있다. GloSea5는 캄차카 반도 블로킹 현상을 4주전 예측에서까지 모의하는 것을 알 수 있다. Figure 81에서 GloSea5 최고기온 단기폭염의 PCC는 1주전 예측에서 0.84, 2주전 예측에서 0.54, 3주전 예측에서 0.49, 4주전 예측에서 0.31로 나타났다. ECMWF 단기폭염 합성장과 GloSea5 단기폭염 합성장을 분석한 결과 단기폭염의 경우 캄차카 반도 블로킹에 의한 영향을 많이 받는 것을 알 수 있다.

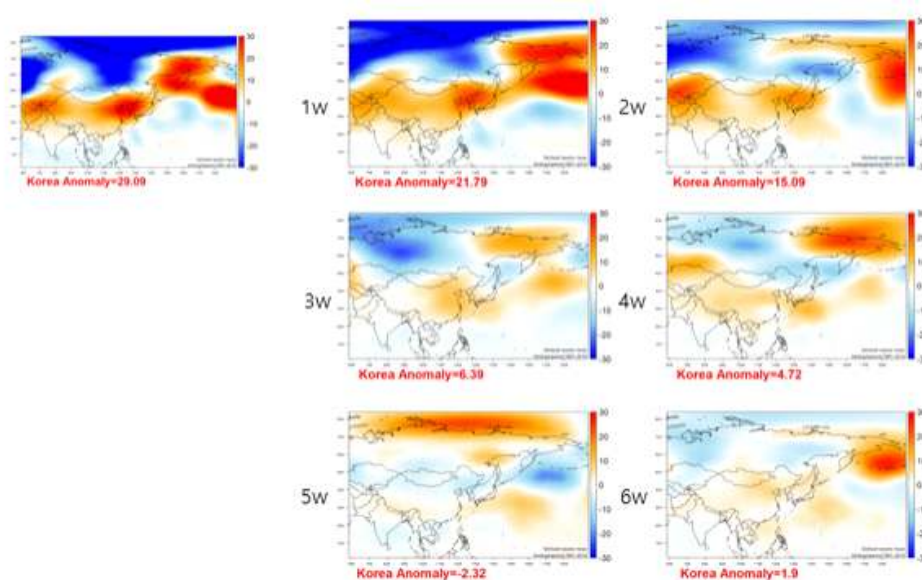


Figure 79. Composite maps of Z500 at lead 1~6 of short term heat wave case during GloSea5 Hindcast period.

Figure 80는 GloSea5 단기폭염사례의 최고기온 합성장 분석 결과이다. 한반도에 양의 아노말리를 4주전 예측에서까지 모의하는 것을 알 수 있다. Figure 81에서 GloSea5 최고기온 단기폭염의 PCC는 1주전 예측에서 0.81, 2주전 예측에서 0.61, 3주전 예측에서 0.40, 4주전 예측에서 0.35으로 나타났다.

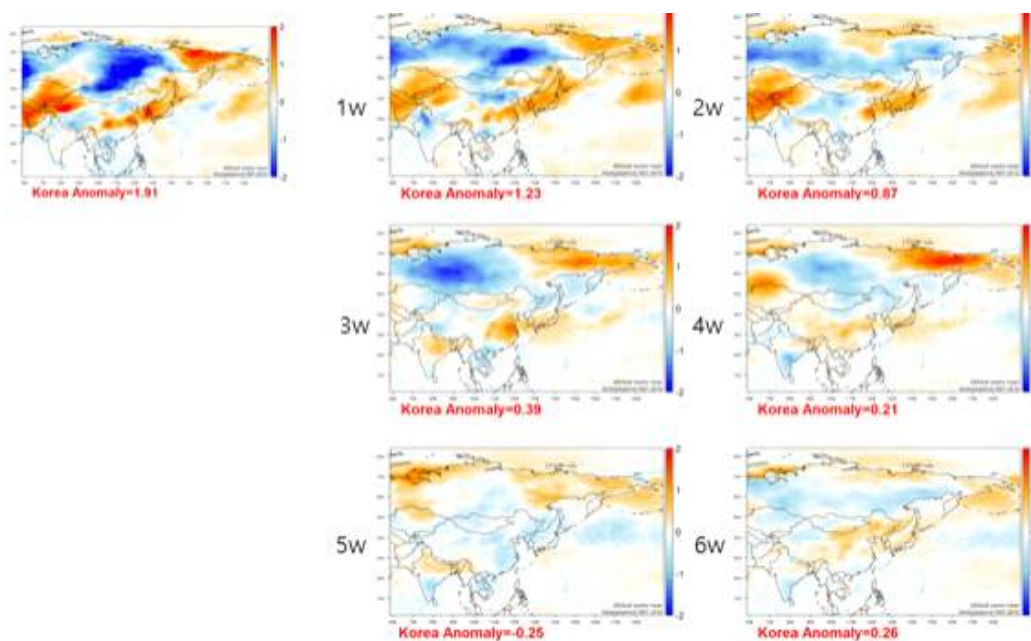


Figure 80. Composite maps of TMAX at lead 1~6 of short term heat wave case during GloSea5 Hindcast period.

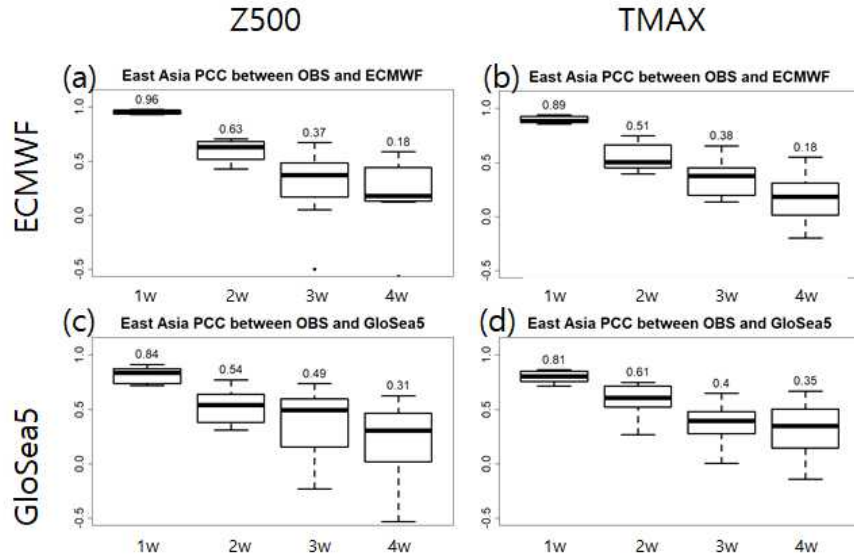


Figure 81. PCC boxplot of short term heat wave for the (a) ECMWF Z500 (b) ECMWF TMAX (c) GLoSea5 Z500 (d) GLoSea5 TMAX at lead 1~4.

Figure 82은 ECMWF 장기 폭염사례의 500 hPa 고도장 합성장 분석 결과이다. 장기폭염은 폭염이 시작하는 주부터 3주차까지 폭염 패턴을 분석했다. Figure 82에서 첫 번째 줄은 폭염 1주차부터 3주차까지 ERA5 재분석자료의 합성장을 나타내고 두 번째 줄부터는 기후예측모델의 1~4주전 예측 합성장을 나타낸다. 장기폭염 합성장 분석도 단기폭염 합성장 분석과 마찬가지로 폭염 시작일로부터 가장 가까운 예측 생산 일자를 찾아 그 주를 1주전 예측으로 보았다. 예를 들어 장기폭염 시작일이 8월 3일인 경우 폭염 1주차의 1주전 예측은 8월 3일에서 가장 가까운 날에 생산된 예측인 8월 1일 예측이다. 2주전 예측은 7월 25일에 생산된 예측, 3주전 예측은 7월 18일에 생산된 예측, 4주전 예측은 7월 11일에 생산된 예측이다. 폭염 시작일이 8월 3일이기 때문에 폭염 2주차는 그로부터 일주일 후인 8월 10일이 폭염 2주차의 시작일이 된다. 따라서 폭염 2주차의 1주전 예측은 8월 8일에 생산된 예측, 2주전 예측은 8월 1일에 생산된 예측, 3주전 예측은 7월 25일에 생산된 예측, 4주전 예측은 7월 18일에 생산된 예측 된다. 폭염 3주차의 시작일은 8월 17일이 된다. 따라서 폭염 3주차의 1주전 예측은 8월 15일에 생산된 예측, 2주전 예측은 8월 8일에 생산된 예측, 3주전 예측은 8월 1일에 생산된 예측, 4주전 예측은 7월 25일에 생산된 예측 된다. 폭염 4주차의 시작일은 8월 24일이 된다. 폭염 4주차의 1주전 예측은 8월 22일에 생산된 예측이고, 2주전 예측은 8월 15일에 생산된 예측, 3주전 예측은 8월 8일에 생산된 예측, 4주전 예측은 8월 1일에 생산된 예측 된다. 장기폭염 합성장 그림에서 대각선에 해당하는 그림들은 같은 날짜에 생산된 예측장을 나타낸다. 즉 장기폭염 1주차의 1주전 예측, 2주차의 2주전 예측, 3주차의 3주전 예측은 모두 같은 날 생산된 예측장이다. 예를 들어 폭염 시작일이 8월 3일인 경우, 폭염 1주차의 1주전 예측은 8월 1일에 생산된 예측장이다. 폭염 2주차인 8월 10일의 2주전 예측 또한 8월 1일에 예측된 예측장이 된다. 폭염 3주차인 8월 17일의 3주전 예측 또한 8월 1일에 생산된 예측 장이 된다. 따라서 이는 8월 1주차에 생산된 예측장의 Lead1~3주가 되는 셈이다.

ECMWF hindcast 기간 기준 장기 폭염 사례의 ERA5 500 hPa 고도장 재분석장 Figure 82 을 살펴보면 장기 폭염 1주차에는 대륙에서부터 파동형태와 극지역 음의 AO가 있다. 폭염 2주차에는 한반도 아래에 해양에서 오는 저기압 위치하여 다이폴 모드가 형성된다. 폭염 3주차에는 기간이 짧은 폭염 패턴과 비슷하게 나타나서 캄차카 블로킹 현상이 생긴다. 폭염 1주차의 대륙파동과 음의 AO, 그리고 폭염 2주차의 해양에서 오는 저기압은 4주전 예측에서도 잘 모의하는 것을 알 수 있다. 폭염 3주차의 캄차카반도 블로킹은 2주전 예측에서까지 잘 모의하는 것을 알 수 있다.

Figure 83 boxplot에서 장기폭염 1주전 예측은 PCC가 모두 0.9 이상이고, 2주전 예측에서는 PCC가 평균 0.59, 3주전 예측에서는 PCC가 평균 0.25, 4주전 예측에서는 PCC가 평균 0.15로 나타났다. 아래 boxplot에서 폭염1주차의 1주전 예측, 폭염 2주차의 1~2주전 예측, 폭염 3주차의 1~3주전 예측 PCC가 상대적으로 높고 변동성이 낮다. 특히 폭염 1주차를 가장 잘 모의하고 폭염 2주차의 2~3주전 예측을 보면 폭염 2주차의 2주전 예측에서 PCC가 급격히 좋아진다. 이는 폭염 시작 후 폭염의 지속성을 잘 모의하는 것을 의미한다.

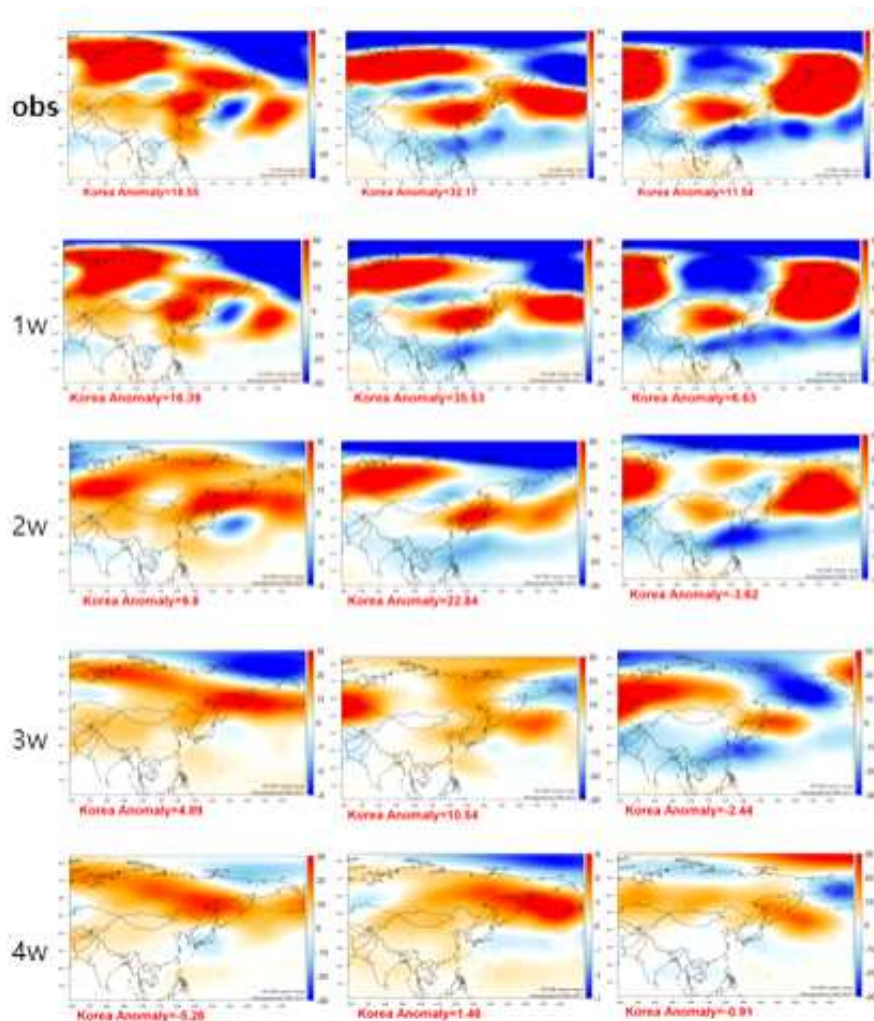


Figure 82. Composite maps of Z500 at lead 1~4 of Long term heat wave case during ECMWF Hindcast period.

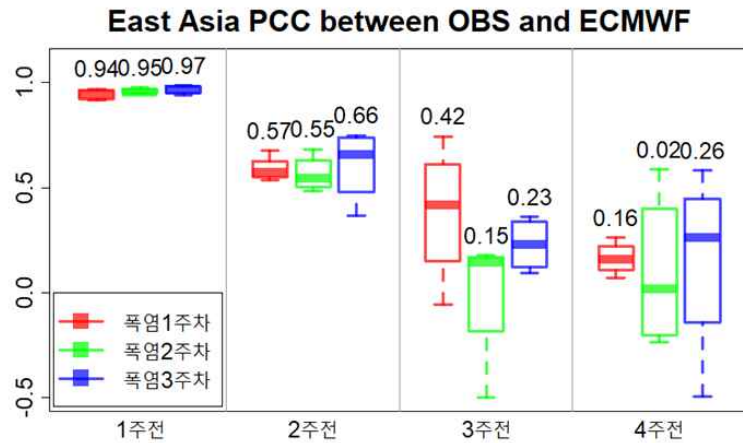


Figure 83. PCC boxplot of long term heat wave for the ECMWF Z500 at lead 1~4.

ECMWF hindcast 기간 기준 장기 폭염 사례의 ERA5 최고기온 재분석장 Figure 84을 살펴 보면 장기 폭염 1주차~3주차의 3주전 예측에서 한반도에 양의 아노말리로 예측하는 것을 알 수 있다. 최고기온 합성장에서도 500 hPa 고도장과 마찬가지로 폭염 1주차에는 대륙에서부터 파동형태와 극지역 음의 AO, 폭염 2주차에 해양에서 오는 저기압, 폭염 3주차에는 캄차카 블로킹 현상을 확인할 수 있다.

Figure 85 boxplot에서 장기폭염 ECMWF 최고기온 1주전 예측은 PCC가 평균 0.89이고, 2주전 예측에서는 PCC가 평균 0.57, 3주전 예측에서는 PCC가 평균 0.44, 4주전 예측에서는 PCC가 평균 0.22로 나타났다. 최고기온 pcc boxplot에서도 폭염1주차의 1주전 예측, 폭염 2주차의 1~2주전 예측, 폭염 3주차의 1~3주전 예측 PCC가 상대적으로 높고 변동성이 낮은 것을 알 수 있다.

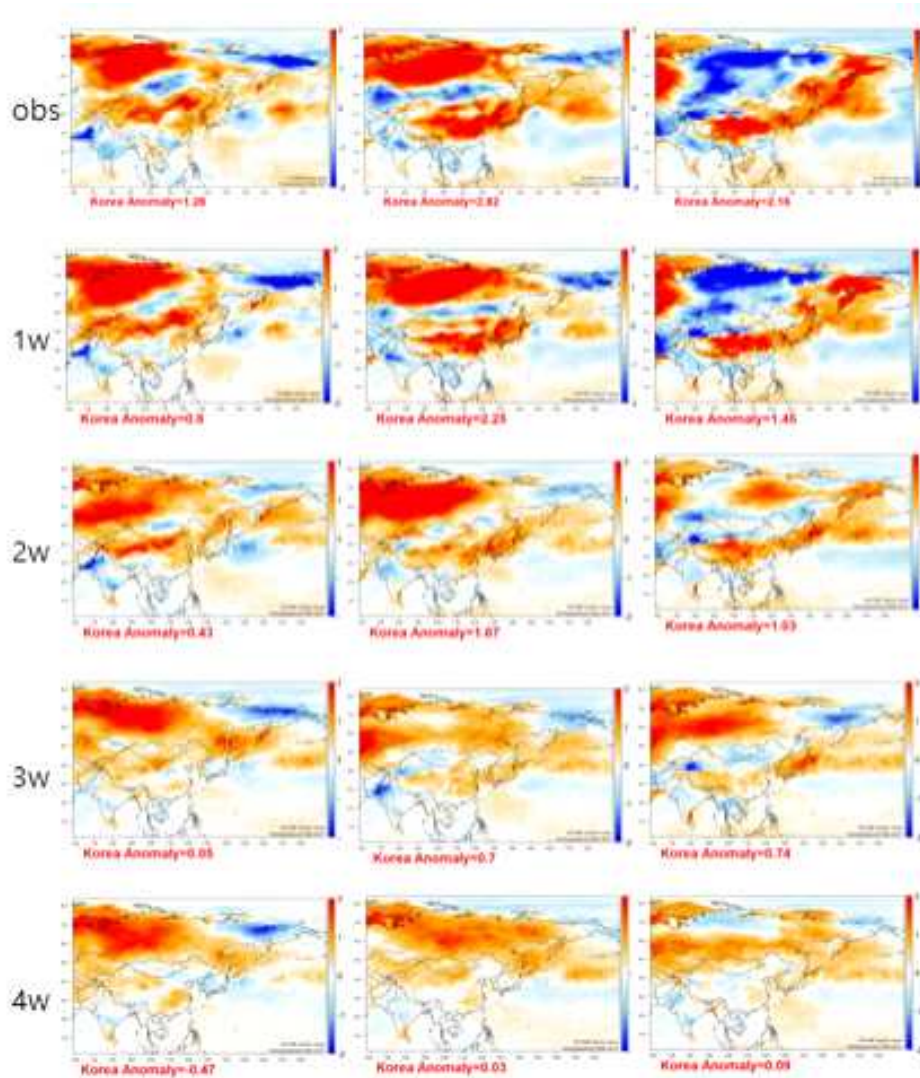


Figure 84. Composite maps of TMAX at lead 1~4 of Long term heat wave case during ECMWF Hindcast period.

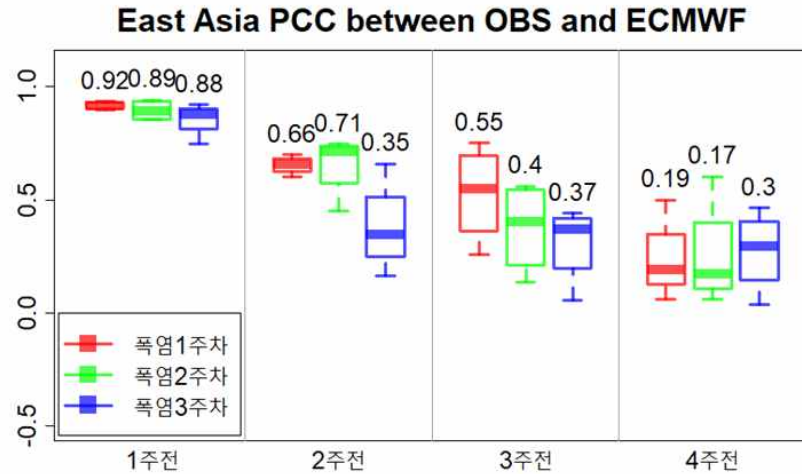


Figure 85. PCC boxplot of long term heat wave for the ECMWF TMAX at lead 1~4.

GloSea5 hindcast 기간 기준 장기 폭염 사례의 ERA5 500 hPa 고도장 재분석장 Figure 86를 살펴보면 장기 폭염 1주차에는 한반도에서부터 오른쪽으로 긴 띠 형태의 고기압이 위치하고 극지역에 강한 음의 AO가 있다. 폭염 2주차에는 한반도 아래에 해양에서 오는 저기압이 길게 위치하여 한반도 고기압과 다이폴 모드가 형성된다. 폭염 3주차에는 기간이 짧은 폭염 패턴과 비슷하게 나타나서 캄차카 블로킹 현상이 생긴다. 기후예측 모델에서 폭염 1주차에 한반도에 강한 고기압과 극지역의 음의 AO는 3주전 예측에서까지 잘 모의한다, 폭염 2주차에 해양에서 오는 저기압으로 인한 다이폴 모드 또한 3주전 예측에서도 잘 모의하는 것을 알 수 있다. 폭염 3주차의 캄차카반도 블로킹은 ECMWF와 마찬가지로 2주전 예측에서까지 잘 모의하는 것을 알 수 있다.

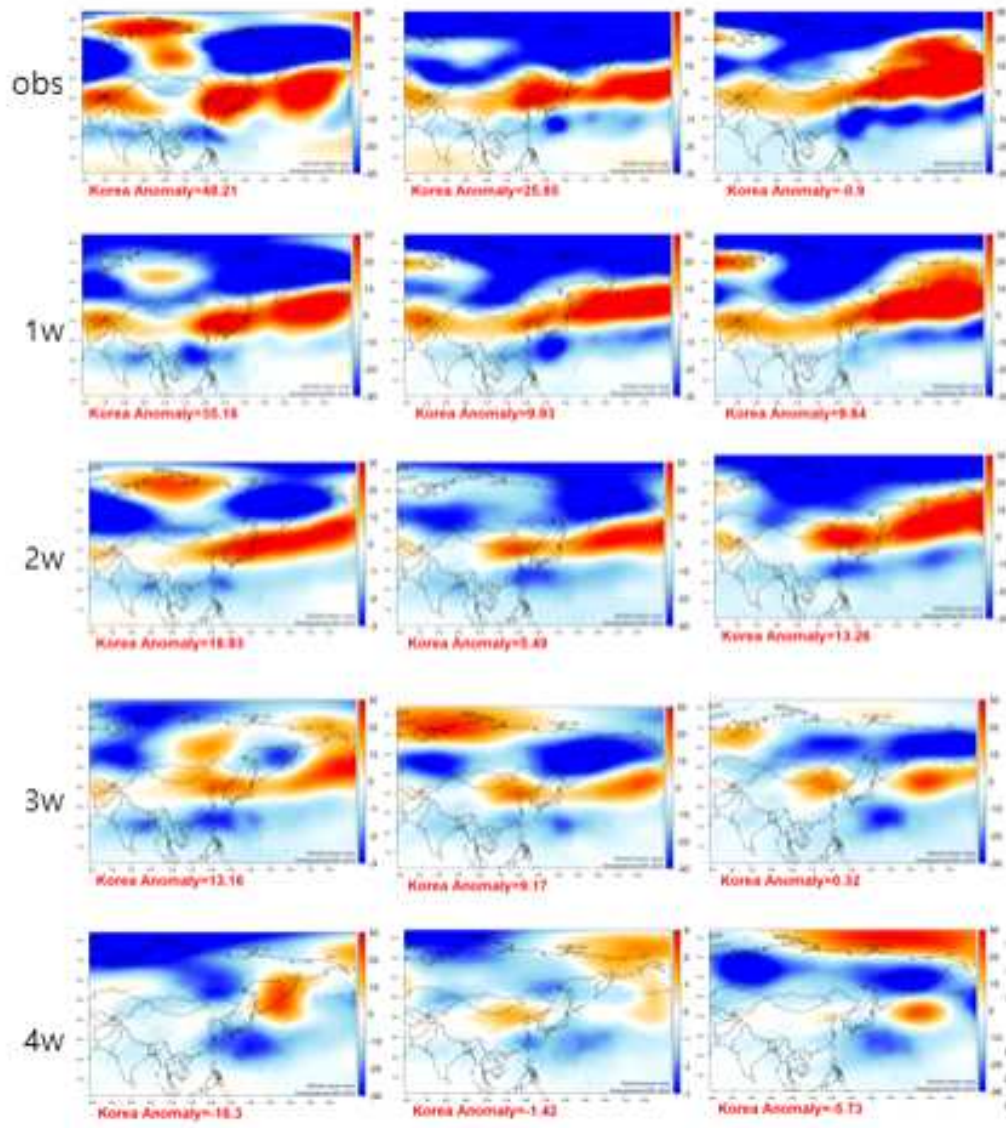


Figure 86. Composite maps of Z500 at lead 1~4 of Long term heat wave case during GloSea5 Hindcast period.

Figure 87 boxplot에서 GloSea5 500 hPa 고도장 1주전 예측은 PCC가 평균 0.87이고, 2주전 예측에서는 PCC가 평균 0.71, 3주전 예측에서는 PCC가 평균 0.23으로 나타났다. GloSea5 PCC 수치는 ECMWF와 비슷하지만 변동성이 ECMWF보다 크다. 또한 4주전 예측에서는 PCC가 음의 상관관계를 가지고 변동성이 크기 때문에 예측성이 낮은 것을 확인할 수 있다.

GloSea5도 ECMWF와 마찬가지로 폭염 1주차를 가장 잘 모의하고 폭염 2주차의 2주전 예측에서 PCC가 급격히 좋아진다. 이는 폭염 시작 후 폭염의 지속성을 잘 모의하는 것을 의미한다.

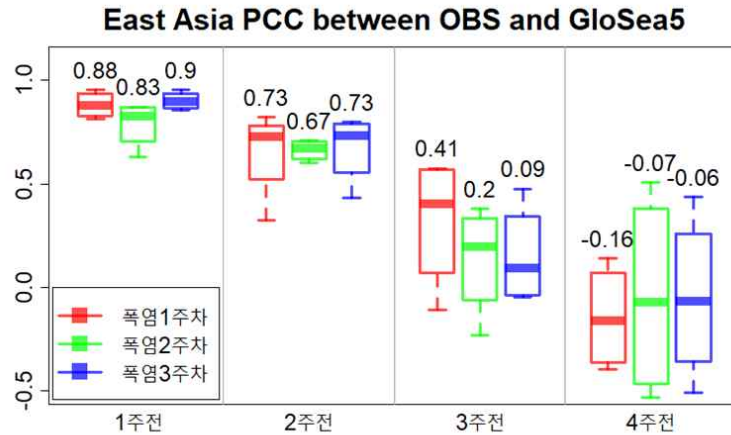


Figure 87. PCC boxplot of long term heat wave for the GloSea5 Z500 at lead 1~4.

GloSea5 hindcast 기간 기준 장기 폭염 사례의 ERA5 500 hPa 고도장 재분석장 Figure 88 을 살펴보면 장기 폭염 1주차~3주차의 3주전 예측에서 한반도에 양의 아노말리를 잘 예측하는 것을 알 수 있다. 최고기온 합성장 1주전 예측에서는 한반도와 러시아 부근에 강한 양의 아노말리를 확인 할 수 있다. 폭염 2주차에 해양에서 오는 저기압인 음의 아노말리를 4주전 예측에서까지 확인 할 수 있고, 폭염 3주차에는 캄차카 블로킹 현상을 3주전 예측에서까지 확인할 수 있다.

Figure 89 boxplot에서 GloSea5 최고기온 1주전 예측은 PCC가 평균 0.77이고, 2주전 예측에서는 PCC가 평균 0.63, 3주전 예측에서는 PCC가 평균 0.39, 4주전 예측에서는 PCC가 평균 0.31로 나타났다. GloSea5 500 hPa 고도장의 4주전 예측에서 pcc가 음의 상관을 보이는 것과 비교해 최고기온의 pcc는 4주전 예측에서 PCC가 상대적으로 높게 나타났다. 폭염1주차의 1주전 예측, 폭염 2주차의 1~2주전 예측, 폭염 3주차의 1~3주전 예측 PCC가 상대적으로 높고 변동성이 낮다. 폭염 1주차를 가장 잘 모의하고 폭염 2주차의 2주전 예측에서 PCC가 급격히 좋아진다. 이는 폭염 시작 후 폭염의 지속성을 잘 모의하는 것을 의미한다.

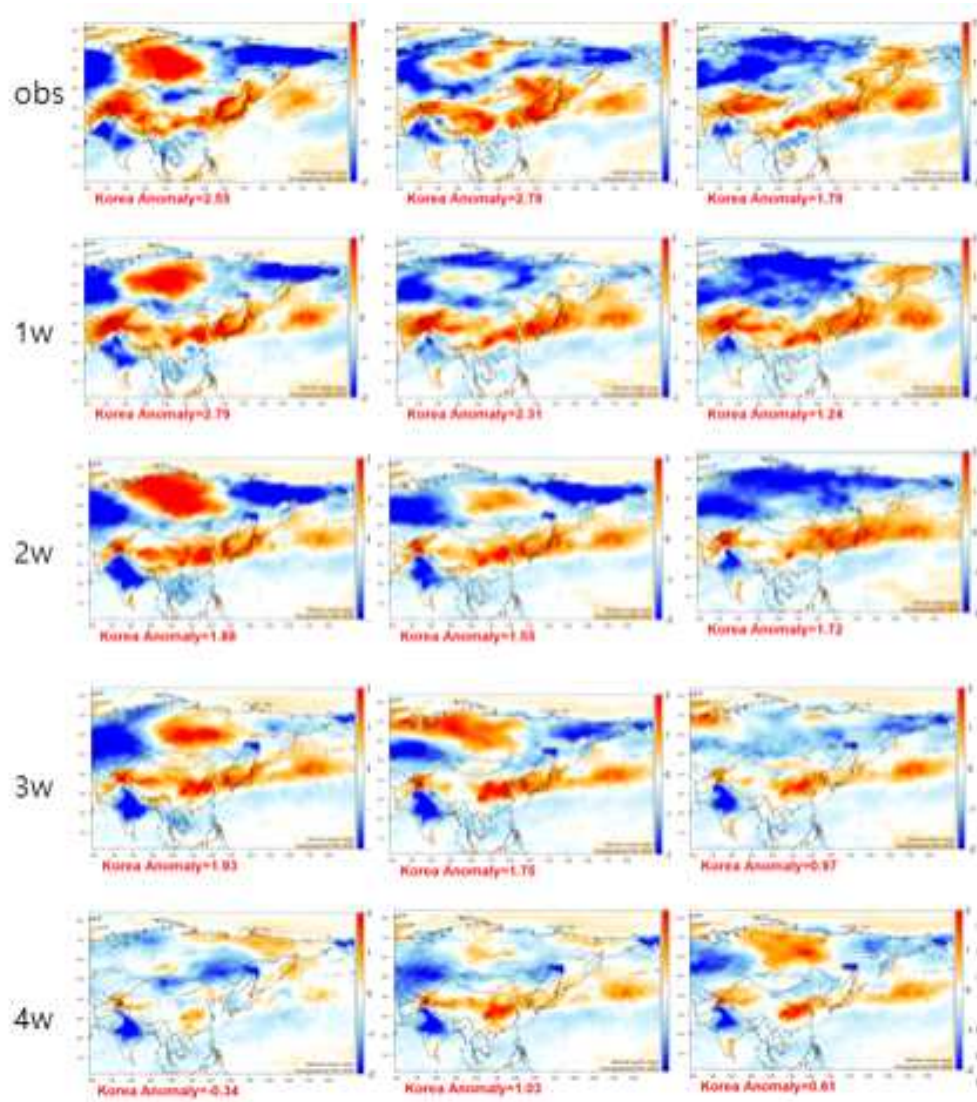


Figure 88. Composite maps of TMAX at lead 1~4 of Long term heat wave case during GloSea5 Hindcast period.

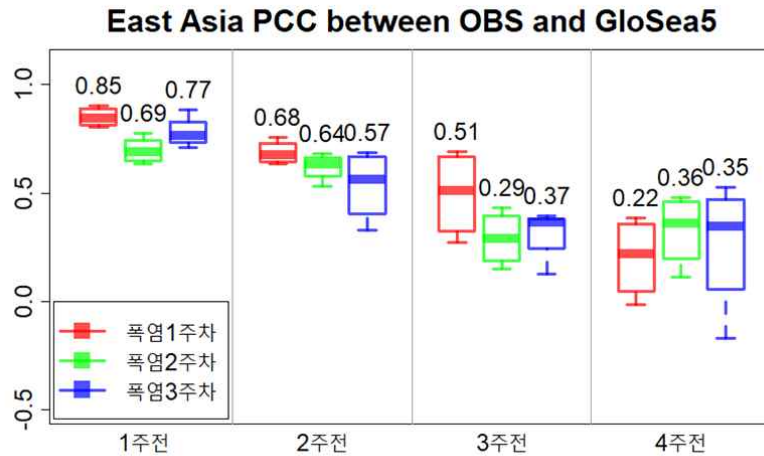


Figure 89. PCC boxplot of long term heat wave for the GloSea5 TMAX at lead 1~4.

(5) 연구 결론

이 연구에서는 2018년에 생산된 ECMWF와 GloSea5 두 기후예측 모델의 여름철 중기예보 전망 주별 앙상블 예측자료의 예보 1주부터 6주까지의 최고기온, 최저기온, 일교차의 예측성능을 평가하였다. 그리고 한반도 폭염패턴을 PJ와 CGT로 분류하고 두 기후예측 모델의 예측패턴을 분석하였다. 또한 폭염의 기간을 장기폭염과 단기 폭염으로 나누어 두 기후예측 모델의 1~4주전 폭염 예측패턴을 분석하였다.

기후예측 모델 주별 앙상블 예측자료의 최고기온, 최저기온, 일교차 예측성능 분석결과 예측성이 좋은 변수의 순서는 두 모델 모두 500 hPa 고도장-최고기온-최저기온 순 이었다. ECMWF는 3주 예측에서까지 500 hPa 고도장과 최고기온의 예측성이 비슷했고 GloSea5의 경우 모든 주수에서 500 hPa 고도장과 최고기온의 예측성이 비슷했다.

ECMWF와 GloSea5의 1~6주전 예측에서 최고기온, 최저기온의 RMSE를 비교한 결과 ECMWF가 GloSea5보다 RMSE가 더 낮아 예측성능이 더 좋았다. 최고기온, 최저기온, 일교차의 BIAS를 비교한 결과 ECMWF는 모든 주수에서 BIAS가 0에 가까웠다. 그러나 GloSea5에서는 최저기온에 강한 양의 BIAS, 최고기온과 일교차에 강한 음의 BIAS가 있었다. ECMWF 일교차는 1~3주에서 양의 BIAS가 존재했고 이는 모델에서 일교차가 관측에서 일교차보다 크다는 것을 의미한다. GloSea5 일교차는 음의 BIAS가 존재했고 이는 모델에서 일교차가 관측에서 일교차보다 작다는 것을 의미한다. ECMWF 모델 예측성이 더 좋은 이유는 관측 재분석장으로 ERA5를 사용한 점도 감안해야한다.

한반도 폭염 패턴 분석결과 PJ 패턴 폭염 예측은 GloSea5 최고기온이 ECMWF 최고기온보다 예측성이 더 높았다. CGT의 경우 ECMWF 최고기온이 GloSea5 최고기온 예측성보다 더 높았다.

짧은 폭염 합성장 분석 결과 두 모델 모두 캄차카반도와 베링해에 강한 고기압이 위치하

며 블로킹이 생겨 한반도의 뜨거운 공기가 동해로 빠져나가지 못하고 한반도에 갇히는 것을 볼 수 있었다. 베링해 부근의 고기압으로 인한 블로킹 현상은 3주전 예측에서까지 어느 정도 모의하는 것을 알 수 있었다.

장기 폭염 합성장 분석 결과 두 모델 모두 폭염 1주차에는 극지역 음의 AO가 존재했다. 폭염 2주차에는 한반도 아래에 해양에서 오는 저기압 위치하여 다이폴 모드가 형성되었다. 폭염 3주차에는 기간이 짧은 폭염 패턴과 비슷하게 나타나서 캄차카 블로킹 현상이 생겼다.

장기폭염과 단기 폭염의 가장 큰 차이는 폭염 2주차에 해양효과 여부이다. 기후예측 모델이 캄차카반도 블로킹 패턴은 잘 모의하지 못하지만 열대 해양 패턴은 잘 모의하기 때문에 장기 폭염을 더 잘 모의하는 경향이 있었다. 특히 장기 폭염의 경우 폭염이 시작하는 폭염 1주차를 가장 잘 모의하고 폭염 2주차 2주전 예측에서 PCC가 급격히 좋아지는 경향이 있었다. 이는 폭염 시작 후 폭염의 지속성을 잘 모의하는 것을 의미한다.

다. 상세화 기법을 응용한 한반도 계절 예측 전문가 시스템 운영

(1) 연구 배경

상세화 기법을 응용한 한반도 계절 예측 전문가 시스템인 ESPreSSO (Expert Seasonal Prediction System for operational Seasonal Outlook)는 2017년 첫 버전의 개발을 시작으로 높은 계절 기후 예측 성능을 통해 우리나라 계절 예측에 꾸준히 기여하고 있다. 전문가의 적극적인 개입을 통해 기후예측 모델 기반 예측 인자를 선정하여 결정론적인 예보를 생산했던 ESPreSSO^{v1}의 경우, 기온 예측과 실제 관측의 상관 계수가 0.4-0.8 정도로 추정되며 매우 높은 예측 성능을 선보인 바 있다. 그러나 결정론적인 예측은 현업 운영 측면에서 해석의 어려움이 있어, 현업 기준에 맞는 확률론적 예측의 필요성이 대두되었고, 이듬해 확률론적 예측과 권역별 예보 기능이 포함된 ESPreSSO^{v2}가 개발되었다. 이 과정에서 개발 언어를 분야 특화 언어에 속하는 GrADS와 FORTRAN 조합에서 보다 범용 언어에 속하는 python으로 포팅하고, 자동화 기능을 개발하여 사람의 개입이 없어도 현업 운영 기간에 맞추어 자동으로 실행되게 하는 등 운영 편의적인 고도화도 진행되었다. 이러한 ESPreSSO^{v2}의 예측 성능은 추후 평가를 통해 HSS (Heidke Skill Score) 기준 30-50%의 매우 높은 수준으로 평가되었다.

기존 ESPreSSO^{v2}의 운영 편의성과 높은 예측 성능 유지를 위해서는 기반 기후예측 모델 자료의 정합성이 요구되나, 최근 다중모델앙상블에 참여하는 모델의 조합이 크게 변경되고, 추가적으로 하인드캐스트 기간의 변화가 적용되는 등 기반 모델 자료의 특성에 큰 변화가 예상되었다. 기존 ESPreSSO^{v1}과 ESPreSSO^{v2}의 핵심 알고리즘인 전문가 개입을 통한 예측 인자 선별 모듈은 이러한 대규모 변화에 취약하여, 환경 변화가 나타날 때마다 전문가가 적극적으로 개입하여 변화된 예측 인자를 새로 구성하여야한다는 단점이 있었다. 따라서, 다중모델앙상블 참여 모델의 조합 변경 등 기반 모델 자료 특성 변화에 민첩하게 대처할 수 있는 시스템의 필요성이 대두되었다.

ESPreSSO^{v3}는 위와 같은 배경 아래서 개발되었으며, 환경 변화 대응의 민첩성에 대한 요구를 관련 분야의 최신 흐름인 기계학습을 도입하여 해결하고자 하였다. 환경 변화에 능동적으로 대응하고 추가 요구 사항을 유연하게 반영하기 위하여 내부 알고리즘이 확장되고 다양한 기능이 추가되었다. 특히 전문가의 적극적인 선택부를 전문가 가이드와 AI (Artificial Intelligence)의 협업 시스템으로 업그레이드하여, 향후 다중모델앙상블 구성의 변화 뿐만 아니라 예측 변수 확장 등에 선제적으로 대응할 수 있는 기반을 마련하였다.

이와 함께, 예측 정보, 현재 예측 인자의 활동과 이들이 우리나라 기후에 미치는 영향, 예측 현황, 권역별 상세 예보, 검증 정보 등을 포함한 통합 계절 전망을 자연어로 제공하여 예보자의 편의와 접근성을 향상시켰다. 또한, 예측 현황이 정리된 기후 모식도 제공을 통해 현재 눈여겨보아야하는 예측 인자의 활동과 그 영향, 그리고 최종 예측 결과를 이해하기 쉽도록 제공하고자 하였다. 예측 성능 향상을 위해서도 민감도 실험을 통한 예측 정보 최적화, 전문가 오버라이드, 버전 관리 기능이 추가되었다.

(2) 자료와 방법

ESPreSSO^{v3}는 입력 자료의 변화에 유연하게 대응하도록 구성되어, 2021년 하반기 이후부터는 새로운 다중모델앙상블(VER-2) 구성을 이용하여 현업 예측 자료를 생산하고 있다.

(3) ESPreSSO^{v3}에 새롭게 추가되거나 고도화된 기능

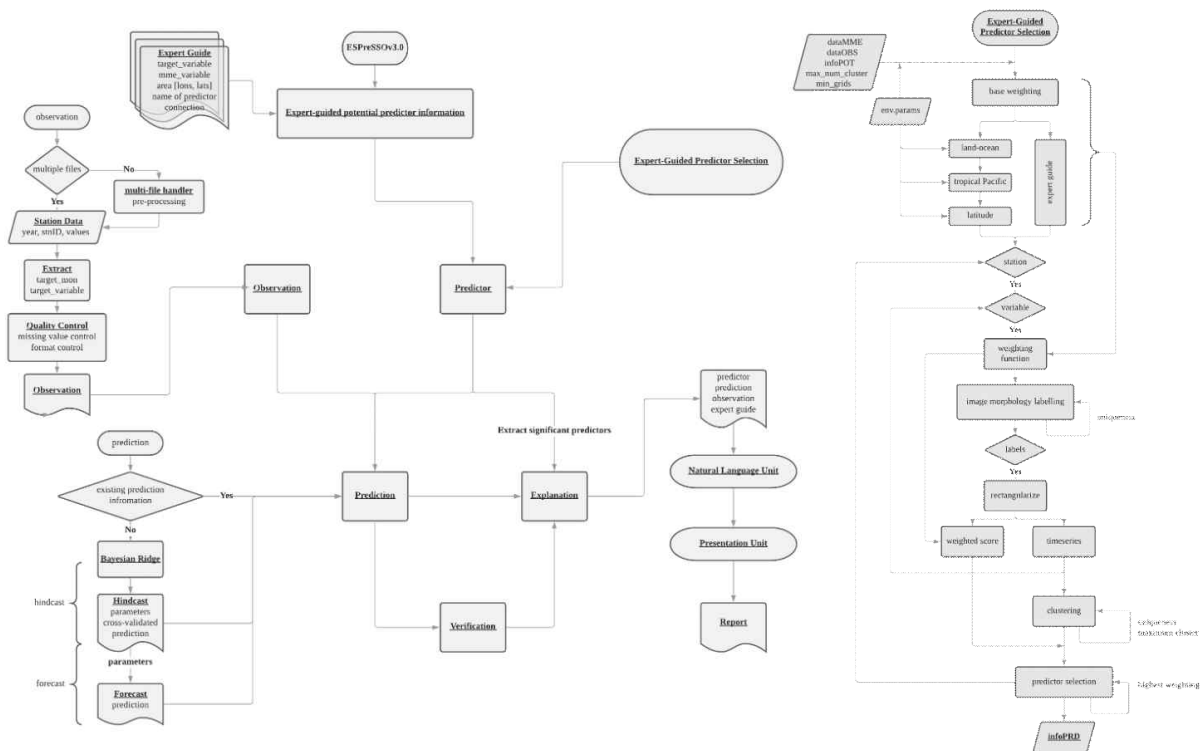


Figure 90. Main structure of the ESPreSSOv3. (Left) Simplified diagram for ESPreSSO procedures. (Right) The expert + AI collaboration system in the automated predictor selection module.

(가) 전문가와 AI 협업 기반의 예측 인자 자동 선별 시스템 개발

기존 전문가의 직접적인 개입에 의한 잠재 인자 선택 시스템을 환경 변화와 변수 추가에 능동적으로 대처할 수 있도록 전문가의 소극적 인 가이드와 인공 지능 선별 시스템이 협업하도록 업그레이드하였다.

기후 예측 전문가가 우리나라의 지역 기후에 미치는 지구적인 기후 변동성과 이러한 예측 인자가 다중모델앙상블을 통해 모의되는 특성 등에 대한 물리/역학적인 이해를 이용해 전반적인 전문가 가이드를 작성하여 이후 AI의 자동 선별을 가이드하게 된다. 이를 통해 이전 버전에서 전문가가 직접 예측 인자를 선정하는 적극적인 개입에 따른 병목현상을 제거하였다. 전문가의 가이드를 받은 자동 선별 시스템은 전문가 가이드 뿐만 아니라, 대륙-해양간의 차이, 기반

역학 모델의 예측 성능, 위도에 따른 격자 왜곡, 기후 현상의 영향 반경 등을 인자별 가중치로 고려하도록 하였다.

구체적으로는, 이미지 프로세싱(라벨링)을 통해 산재된 예측 인자 격자값으로부터 해당 인자의 대푯값을 추정하고, 머신러닝 기반 클러스터링을 통해 잠재 예측 인자의 군집을 형성한다. 이후, 군집 선별 및 인자별 가중 점수를 통하여 최종 주/부인자를 선택할 수 있도록 개발하였다. 또한, 필요한 경우 전문가가 직접적인 개입을 통하여 자동 선별 시스템의 결과를 오버라이드할 수 있도록 조치함으로써 전문가-AI 협업 기반의 예측 인자 자동 선별 시스템의 결과가 만족스럽지 못한 경우, 이전 버전과 마찬가지로 전문가가 직접적으로 개입하여 잠재 예측 인자를 선정할 수 있도록 하였다.

(나) 자연어 통합 계절 전망 시스템 개발 및 고도화

기본적으로 ESPreSSO^{v3}는 사용자가 예측 결과를 쉽게 이해하여 계절 전망 작 성에 도움을 줄 수 있도록 다양한 예측 정보를 제공한다. 이러한 예측 정보에는 삼분위 확률, 50% 및 90% 최고밀도구간, 대푯값과 검증 정보(Heidke Skill Score 및 최고 확률 구간) 뿐만 아니라, 현재 예측 인자의 활동과 이들이 우리나라 기후에 미치는 영향, ESPreSSO^{v3}의 예측 현황 및 영향 강도 등을 포함한다. 이러한 자연어 표출 내용에 기본적인 문법을 고려하고 동일하거나 비슷한 주어 및 서술어를 군집화하여 자연스러운 문장으로 출력하여 사용자의 이해를 향상시키는 데 힘썼다.

(다) 예측 인자 활동과 우리나라에 미치는 영향 모식도 제공

예보 내용의 자연어 표출 뿐만 아니라, ESPreSSO^{v3}의 전문가+AI 협업 시스템을 통해 선별된 예측 인자의 활동 전망과 우리나라 영향을 정리하여 예측 현황 모식도를 제공하도록 하였다. 예측 현황 모식도에는 기후 영향 인자의 다중모델앙상블 예측 현황, 우리나라에 영향을 미치는 강도와 방향성 및 물리/역학적 방식, 그리고 최종적으로 우리나라 기후 변수의 영향을 정리함으로써, 예보자가 모식도를 통해 기후 예측과 그 현황에 대한 전반적인 이해를 할 수 있도록 구성하였다.

(라) 권역별 상세 예보 고도화

사용자(기상청)의 요청 사항이었던 권역별 상세 예보 정보를 고도화 하여, 영역 평균 삼분위 예측은 물론, 과거 검증 시계열 및 검증 정보(HSS) 등을 자세히 제공하도록 하였다.

(마) 검증 정보 고도화

ESPreSSO^{v3}의 과거 예측 성능을 모든 계절 및 선행 시간에 대해 함께 제공함으로써, 계절별, 선행 시간별 ESPreSSO^{v3} 성능과 그 변화를 쉽게 확인할 수 있도록 하였다.

(바) 파라미터 민감도 실험을 통한 예측 성능 및 안정성 향상

전문가 가이드, 영향 반경, 클러스터 거리 및 개수, 우리나라 기후와 관계성, 대륙-해양 차이, 역학 모델의 예측 성능 등의 가중치 민감도 실험(6 개 파라미터의 21 가지 조합 실험)을

통해 최적의 조합을 도출, 예측 성능 및 안정성을 향상시켰다.

(사) 사용자 접근성 최적화 및 운영 편의 시스템 개발

ESPreSSO^{v3}의 결과를 직관적으로 이해할 수 있도록 통합 계절 전망을 구획화하고, 사용되는 색깔 범주 등을 기상청 공식 예보문에서 추출하여 적용하는 등 세부 사항을 사용자에게 맞춰 최적화하였다. 또한, ESPreSSO^{v3}를 쉽게 구동하고 검증할 수 있도록 운영자용 편의 시스템(스타터, 개별 구동, 검증 구동 등)을 개발하였고, 버전 관리 시스템(git)을 통해 개발 편의성을 향상시켰다.

```
commit 675be5a487315aeab11e45e9c3e1616024e741d6 (HEAD -> master)
Author: WonMoo <kwmski7@naver.com>
Date:   Wed Oct 28 10:26:42 2020 +0900

    3.0.8 - Check point

commit 61671bec4ff771d3ca9a67a5ca5a67e3f130664a
Author: WonMoo <kwmski7@naver.com>
Date:   Fri Oct 16 13:37:51 2020 +0900

    3.0.8 - Changing year problem solved

commit fe2fb19a38338f9ca5ec07a6c5c6dc5f23bdcd5e
Author: WonMoo <kwmski7@naver.com>
Date:   Wed Jul 22 10:07:26 2020 +0900

    check point

commit 54a9f813ceedd556f2a7618c892c4a1cdf7b9c9e
Author: WonMoo <kwmski7@naver.com>
Date:   Thu Jul 16 10:27:29 2020 +0900

    3.0.7 - Minor aesthetic touches for pdf, HPC compatibility

commit 68548b327216032ab4973e665ae264674aee77b6
Author: WonMoo <kwmski7@naver.com>
Date:   Tue Jul 7 17:57:39 2020 +0900

    3.0.6 - New starter file ESPreSSO.py & minor changes here and there.

commit 4ac71c05e9b86c1b7aa76a8facd955100d6d16c
Author: WonMoo <kwmski7@naver.com>
Date:   Mon Jul 6 16:24:15 2020 +0900

    3.0.5 - Severe bug fix - lon<->lat switch corrected in selecto

commit e7703d4687c0b8efec73ab596e663ffc9a4ecca9
Author: WonMoo <kwmski7@naver.com>
Date:   Mon Jul 6 13:16:59 2020 +0900

    3.0.4 - Important bug fix in selecto - multiple expert selection
```

Figure 91. An example of the operational environment support: git-based version log.

(4) 현업 계절 예측 지원

ESPreSSO^{v3}는 올해에도 1, 2, 3 개월 선행 현업 예측을 꾸준히 지원하였다. 예측한 변수는 우리나라의 기온과 강수이나, 강수의 경우 추후 최적화가 필요하여 기온 예측에 대한 정보만 공유하였다. 다음 그림은 매달 발송된 ESPreSSO^{v3}의 예측 결과 중 하나이다.

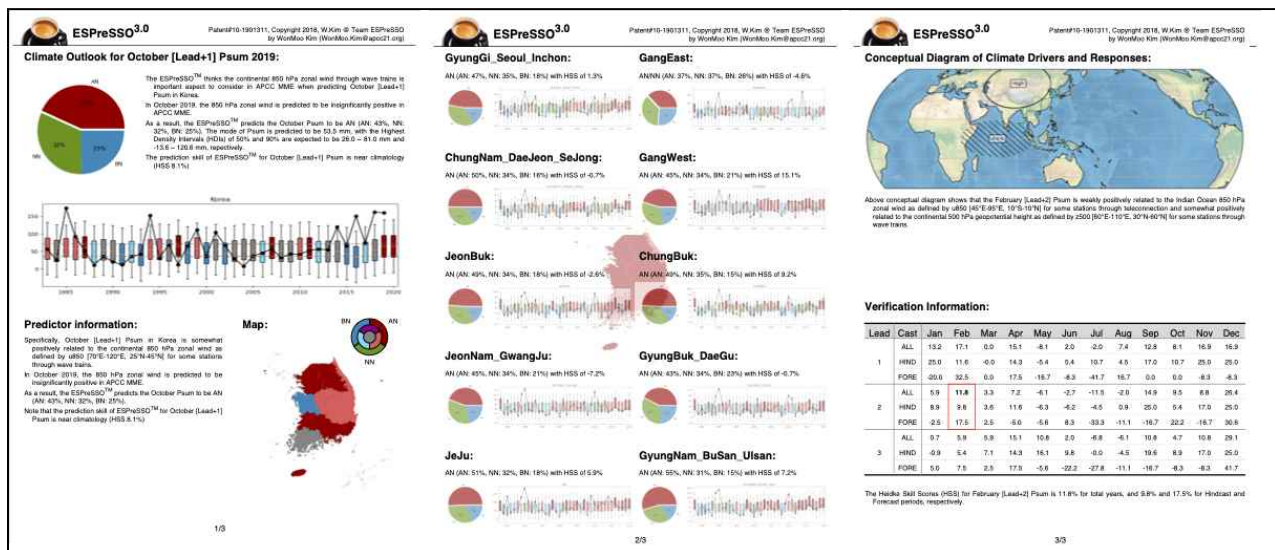


Figure 92. An example of the ESPreSSOv3 integrated climate outlook report. (Left) Main climate outlook with tercile probability, natural language outlook, time series verification, highest density intervals, active main predictors and their impact, as well as the regional outlook summary. (Middle) Regional climate outlooks. (Right) Schematic diagram for current climate condition and its impact on local Korean climate, and the verification score table.

(5) 요약 및 결론

빠르게 변화하는 예측 환경의 변화에 선제적으로 대응할 수 있는 새로운 전문가+AI 협업 계절 예측 시스템인 ESPreSSO^{v3}를 개발하였고, 이를 이용하여 현업 계절 예측 정보를 제공하였다. ESPreSSO^{v3}는 전문가의 직접적인 개입을 전문가 가이드와 AI의 협업 시스템으로 업그레이드하여 환경 변화 뿐만 아니라 향후 예측 변수 확장에도 유연하게 대응할 수 있도록 개발되었다. 또한, 현업 예보 생산 지원에도 초점을 맞추어, 자연어 통합 계절 전망을 고도화하였으며, 예측 현황이 정리된 기후 모식도 제공을 통하여 예보자가 ESPreSSO^{v3}의 예측 상황을 한눈에 파악할 수 있도록 하였다.

현재 ESPreSSO^{v3}의 전문가 가이드는 MME-v1을 기준으로 제작되어있으나 향후 예측기술과 업무로 이관한 후 새로운 MME-v2에 맞춰 대폭 개선할 예정이다. 이를 통해 예측 성능이 추가 향상될 것으로 보인다. 또한, 현재 테스트 버전의 HSS 기반 예측 성능은 일부 이상치를 제외하고 최대 20~40% 수준으로 기존 적극적인 전문가 개입을 통한 성능 30~50%보다는 낮은 수준이나, 전문가 오버라이드를 통해 예측성을 향상시킬 수 있을 것으로 보인다. 그러나, 이러한 추가 향상 이전에도 현 현업 예측 수준인 0~10%에 비해서는 예측 성능이 크게 상승한 것으로 평가된다. 프로토타입 ESPreSSO^{v3}의 향후 추가 고도화/안정화를 기대한다.

라. WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 기반 1개월 전망 회의지원 콘텐츠 개발

(1) 연구 배경

기상청 기후예측과는 매주 수요일 10시에 1개월 전망 발표를 위한 사전 예보토의를 진행하며, 여기에 각 지역 예보관들과 APCC 기후분석과에서 화상회의로 참석하고 있다. 예보토의 시 APCC는 WMO 장기예보 선도센터의 계절내 예측모델 자료를 활용하여 생산한 예측결과를 발표한다. 이를 위해 WMO 장기예보 선도센터의 계절내 예측시스템과는 별도로 우리나라 기온과 강수 예측에 맞춘 추가적인 예측 시스템을 운영하고 있다. WMO 장기예보 선도센터의 계절내 예측모델에 대한 자세한 사항은 이 보고서의 “4.나. WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측시스템 시범운영” 항목에서 따로 자세하게 설명하였다. 기상청 1개월 전망을 위한 예측 시스템은 2017년 8월부터 매주 화요일에 지난주 예측결과에 대한 검증과 동아시아 영역에 맞춘 MME 및 개별모델의 예측결과를 생산하여 PPT 형식의 발표자료 (Figure A5)로 기상청에 제공하고 있으며, 이 자료를 바탕으로 매주 수요일 1개월 전망을 위한 예보토의에서 발표를 수행한다. 2020년 10월부터는 APCC 자체 내부토의를 거쳐 모델 결과와 다양한 기후예측인자를 고려한 APCC의 최종 1개월 예측결과를 추가로 생산하여 발표하고 있다.

이 연구에서는 기상청 1개월 전망을 위해 별도로 운영중인 예측시스템의 일부 개선하였으며, 기상청에 현재 제공하고 있는 계절내 MME 예측결과의 현업 예보 활용도 향상을 위해 기상청 예보관의 의견 등을 수렴하여 추가 콘텐츠를 개발하였다. 먼저 겨울철과 여름철 맞춤형 예측 콘텐츠를 개발하여 지원하였으며, 기존 MME에 사용되는 모델 예측결과 외 추가적인 예측자료를 수신하여 예측경향성을 보여주는 콘텐츠 개발하였다. 또한, 최근 20주간의 모델 예측결과와 실제 결과 비교표를 제공하고, APCC 내부에서 예보토의 후 최종 1개월 예측정보를 생산하여 그 결과 발표하기 시작하였다. 3개월 예측 지원을 위해서도 1개월 예측 모델 결과를 활용하여 한반도 주변 기압계 예측장과 우리나라 평균 기온과 강수량 예측정보를 제공하였다. 마지막으로 1개월 전망에 활용하고 있는 모델들의 예측성 향상을 위해 1개월 전망 모델 예측자료 계산 방법론에 따른 민감도 테스트를 수행하였다.

(2) 1개월 전망 예측시스템 개선

기상청 1개월 전망 예측 지원을 위한 APCC에서는 아래 Figure 93과 같은 현업 일정에 따라 매주 1개월 예측정보를 생산하고 있다. 매주 일요일 WMO 장기예보 선도센터에서 계절내 예측자료를 수신하며, 이후 WMO 장기예보 선도센터 계절내 MME 예측시스템과는 별도로 Figure 93과 같이 매주 월요일과 화요일에 걸쳐 APCC 내부 1개월 전망 예측결과를 생산한다. 그리고 그 결과를 매주 수요일 기상청과의 화상회의에서 발표한다. 여기서는 WMO 장기예보 선도센터 계절내 MME 예측시스템과 달리 운영하고 있는 예측시스템의 2020년 개선사항에 대하여 서술하겠다.

먼저 계절내 예측 모델의 결과는 최종적으로 MME 한 결과를 생산하기 때문에, 개별모델의 hindcast 기간을 동일하게 사용하여, 각각의 모델이 사용하는 기후값 기간을 일치시킨다. 2019년까지는 1999년부터 2010년까지 총 12년의 hindcsast 기간을 공통기간으로 선택하여 사용

하였다. 하지만 2020년부터는 ECMWF 모델에서 제공하는 hindcast 기간이 2000년부터 2019년까지로 변경되었으며, 이로 인해 공통기간을 1년 줄인 2000년부터 2010년으로 변경하게 되었다.

SUN	MON	TUE	WED
1. 계절내 예측자료수신	2. 개별모델 예측, MME 계산 3. 예측결과 표출 및 검토 4. 누락자료 수신	5. 월요일 예측 추가자료수신 6. MME 재 계산 7. 최종 예측결과 생산 8. 발표 PPT 작성 9. 발표 자료 기상청 전송 10. APCC 내부 예보 토의	11. 1개월 전망 화상회의 준비 (오전 10시) 12. 예측결과 발표 및 토의

Figure 93. Operation schedule for APCC 1 month forecast.

다음으로 1개월 전망 결과에 대한 검증시 필요한 재분석 자료 및 관측자료 수집과 관련하여 개선한 내용이다. ERA-Interim 자료의 지원중단에 따라 ERA5 자료를 검증기준 자료로 변경하는 작업을 수행하였다. 이를 위해 ERA5 자료를 별도로 수신하고 1개월 예측시스템에 맞게 1.5° 수평 해상도와 일단위 평균 또는 누적값으로 전처리하여 자료를 축적하였다. 이후 이 자료를 바탕으로 1개월 전망 예측결과를 검증하여 제공하는 것으로 시스템을 개선하였다. 또한, 우리나라 영역 평균 기온과 강수량 예측결과에 대하여 매주 자동으로 검증을 수행하고 결과를 표출하도록 하기 위해서는 기상청 ASOS 관측값을 실시간으로 수집할 필요성이 생겼다. 이를 위해 공공데이터포털에서 매일 자동으로 ASOS 관측자료를 수신하는 시스템을 구축하였으며, 1개월 전망 예측결과에 대한 검증에 활용하고 있다.

1개월 전망에 활용하는 WMO 장기예보 선도센터의 계절내 예측에는 총 8개의 GPC에서 제공하는 모델을 사용하고 있다. 하지만 이중 Beijing 모델은 2019년 11월부터 모델이 변경되면서 hindcast 기간이 2004년에서 2018년으로 바뀌었다. 그로 인해 MME 공통기간 설정의 문제로 MME 참여에서 제외하였다. Melbourne 모델은 2.5° 수평 해상도로 다른 모델 대비 저해상도이며, 2020년 9월 25일부터 계절내 예측자료 지원 중단하였으므로 MME 참여 모델에서 제외하였다. Tokyo 모델은 2020년 3월에 모델을 개선하였으며 hindcast 운영 방식을 변경하였다. 이후 Tokyo forecast 자료는 ECMWF data portal을 통해 제공하고 있지만, hindcast 자료의 업로드가 이루어지지 않아서 현재 Tokyo 모델 예측을 사용할 수 없는 상태이다. 따라서 향후 지속적으로 MME 예측에 포함하여 사용하기 어려운 Beijing과 Melbourne 모델을 1개월 전망 예측자료에서 제외하는 작업을 수행하였으며, MME 예측성 검증시 일관성 유지를 위해 2017년 1월 2일 기준일자 이후의 MME 예측을 재계산하였다. 반면, Tokyo 모델은 향후 hindcast 자료제공이 다시 이루어진다면 MME 예측에 포함할 예정이므로 2020년 3월 이전 MME 예측에는 포함하고, 이후 예측에서는 제외하도록 하였다.

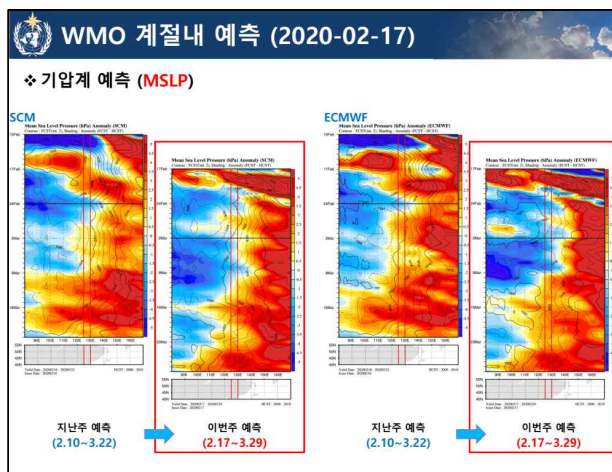
(3) 1개월 전망 회의지원 추가 콘텐츠 개발

(가) 겨울철/여름철 맞춤형 예측결과 추가 제공

기상청에서 3개월 전망과 달리 1개월 전망 예측에서 특히 중요하게 기대하는 부분은 한파와 폭염 등 극한 기상에 대한 예측정보의 제공일 것이다. APCC는 이러한 예보관의 요구사항에 부합하기 위해 겨울철과 여름철에 맞춰 추가적인 모델 예측결과를 제공하고자 하였다. 겨울철 한파를 유발하는 직접적인 기후인자로 시베리아 고기압의 확장을 선정하였으며, 계절내 모델의 해면기압 예측결과를 직관적으로 파악할 수 있는 콘텐츠를 개발하였다. 우선 겨울철 한반도에 한파가 나타나는 경우 대륙고기압이 발달하는 지점과 알류산 저기압이 위치하는 지역을 선정하였으며(위도 40~55° N, 경도 80~170° E), 이 지역에 대한 time-longitude Hovmoller diagram을 표출하였다(Figure 94 (a)). APCC 1개월 전망 발표자료에는 SCM과 ECMWF 예측결과를 제공하며, 지난주의 예측결과 또한 함께 나열하여 모델 예측결과의 변화 경향도 파악할 수 있게 하였다. 예시로 보인 Figure 94 (a)처럼 Hovmoller diagram 원편의 시베리아 영역에서 예보기간 동안 푸른색으로 평년대비 해면기압이 낮은 것으로 분석되면 대륙고기압 약화로 예상할 수 있으며 이를 겨울철 우리나라 기온 예측의 참고자료로 활용할 수 있다.

여름철 폭염과 관련해서 북서태평양 고기압의 발달과 한반도 방향으로의 확장이 가장 직접적인 기후 예측인자로 볼 수 있으며(Choi et al., 2020), 추가로 대륙권 상층의 티벳 고기압의 발달을 중요한 예측 인자로 볼 수 있다(Kim et al., 2019). 북서태평양 고기압 발달과 티벳 고기압 발달에 대한 예측결과를 동시에 쉽게 확인 가능하도록 Figure 94 (b)와 같은 콘텐츠를 개발하였다. 예측 모델은 MME 예측에 사용되는 자료와는 별도로 가장 최근 초기장을 사용한 ECMWF 예측결과를 별도로 수신하여 사용하였으며, 예측 주별로 다른 색상으로 6주간의 예측결과를 표시하였다. 점선은 500 hPa 지위고도 (Z500)의 5880 gpm 값의 예상위치를 나타낸 것이며, 실선은 200 hPa 지위고도 (Z200)의 12480 gpm 값의 예상위치를 나타내었다. 이를 통해 예보관은 북서태평양 고기압 및 티벳 고기압의 발달 및 확장에 대하여 분석할 수 있다.

(a) Winter season



(b) Summer season

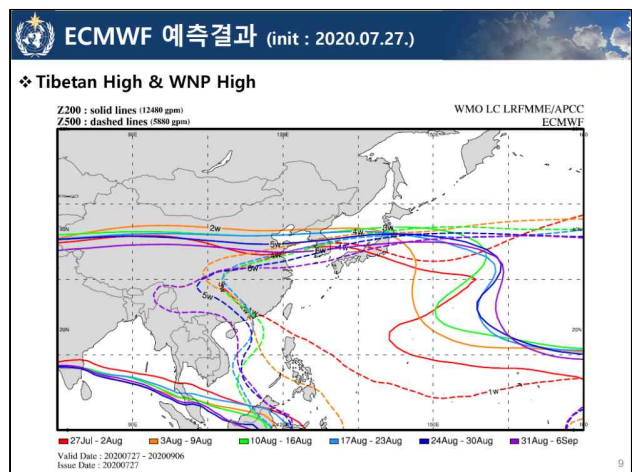


Figure 94. Additional 1-month forecast content in the (a) winter and (b) summer season.

(나) 매주 월요일 기준 예측자료 추가 수신 및 예측경향성 분석 콘텐츠 개발

APCC의 1개월 전망 예측에서 사용하는 모델 예측결과는 모두 WMO 장기예보 선도센터

계절내 예측자료이다. 이 예측자료로 MME 하기 위해서는 자료수집에 시간이 필요하여 예측기준 날짜(예측이 수행되는 주의 월요일) 보다 한주 전 목요일 전후의 초기장으로 예측이 수행된 모델 결과를 사용하게 된다. 그 결과 실제 예측이 시작하는 시점보다 4일 전의 초기장을 사용하게 되며 이는 계절내 예측 시간 규모에서는 상당한 예측성의 손해를 발생시킨다. 따라서 계절내 MME 예측결과와는 별도로 최신의 초기장을 사용한 계절내 예측결과를 제공하기 위한 개발을 수행하였다.

먼저 WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측자료는 모두 ECMWF data portal을 통해 자료를 수신하고 있다. 여기에서 ECMWF 자료는 매주 월요일과 목요일에 예측을 수행하며, 목요일 수행하는 예측자료는 계절내 MME 예측에 사용하고 있으며, 월요일에 수행하는 예측자료는 매주 규칙적으로 수신을 하고 있지 않았다. ECMWF 예측결과는 다른 모델과 비교하여 상대적으로 빠른시간에 업로드가 이루어지고 있으며, 월요일에 수행하는 예측자료는 화요일 오전 9시 30분 경에는 업로드가 완료되는 것으로 조사되었다. 따라서 이 자료는 화요일 오전에 별도로 수신하여 화요일에 생성하는 1개월 전망 발표자료에 활용할 수 있을 것으로 판단하였다.

WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 모델 중 Seoul 자료는 ECMWF data portal을 통해 수신하게 되면 많은 지연시간이 필요한 자료 중 하나이다. 하지만 Seoul 자료는 기상과학원에서 예측을 수행하므로 ECMWF data portal을 거치지 않고 바로 자료를 받을 수 있으면, 이러한 지연시간이 단축될 수 있다. 따라서 기상과학원의 협조를 통해 2020년 9월부터 기상과학원에서 예측을 수행한 결과를 실시간으로 APCC에서 수신하도록 시스템을 개발하였으며, 이 자료를 1개월 전망 예측자료로 바로 활용할 수 있도록 전처리 시스템도 구축하였다. 그 결과 APCC에서는 매주 화요일 오전에 전날의 초기장으로 예측이 수행된 ECMWF와 Seoul 예측결과를 수신하여 예보에 활용할 수 있게 되었다.

이렇게 수집된 최신 예측장 정보는 APCC 1개월 전망 예측에서 가장 중요한 판단 근거로 사용하는 PMME 예측결과를 보완하는 데 사용하고자 하였다. MME 예측결과에 사용된 지난주 초기장의 ECMWF와 Seoul 예측결과 대비 예측기준 날짜를 초기장으로 하는 두 모델의 예측결과를 각각 비교하여 모델 예측의 결과가 4일간 어떤 방향으로 변화하고 있는지 보고자 하였다. Figure 95은 이러한 예측경향 분석 콘텐츠를 설명하는 그림이다. ECMWF와 Seoul의 지난주 목요일 기준 자료를 상단에 배치하고 하단에는 최신 초기장을 사용한 예측결과를 배치하였다. 예측변수와 자료의 형태는 일단위 예측결과를 파악하기 위해 Z500과 MSLP의 Hovmoller diagram 예측결과를 사용하였다(Figure 96). 계절내 예측에서 4일간의 예측시점 차이는 매우 큰 변화를 보였으며, 실제 예보도의 시 이 자료는 예보관의 중요한 판단 근거로 활용하고 있다.

□ 1개월 전망 발표자료 콘텐츠 추가

▶ 최신 ECMWF와 GloSea5 예측 수신 및 예측경향 분석 콘텐츠 추가

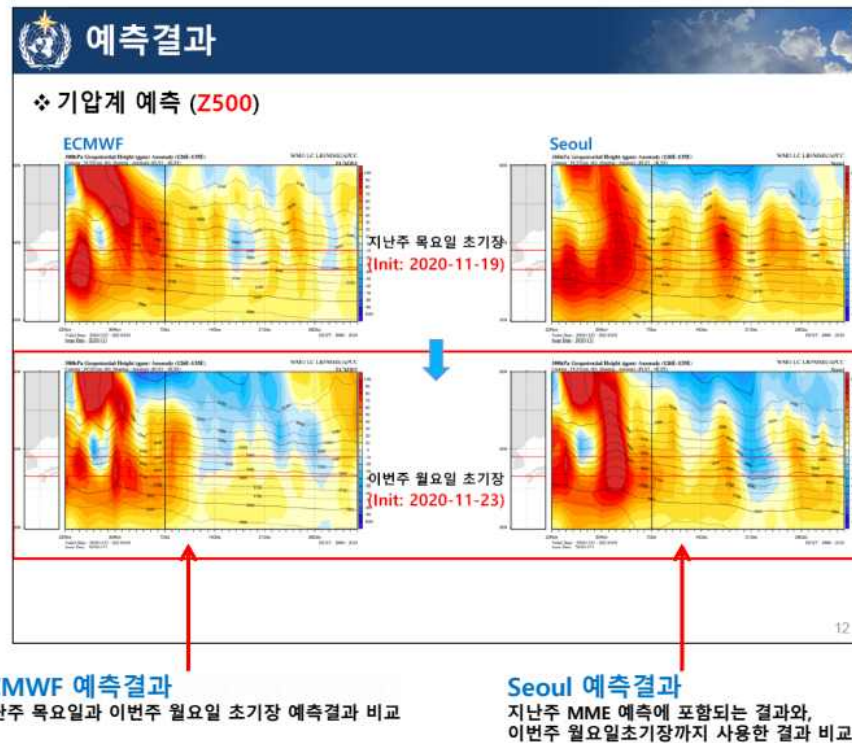
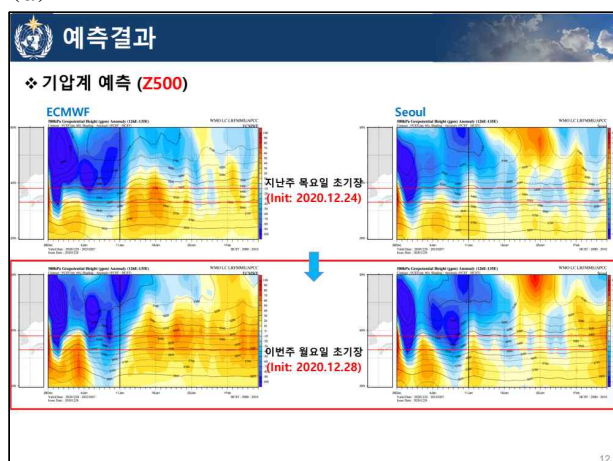


Figure 95. Content description for model prediction trend analysis.

(a) Z500



(b) MSLP

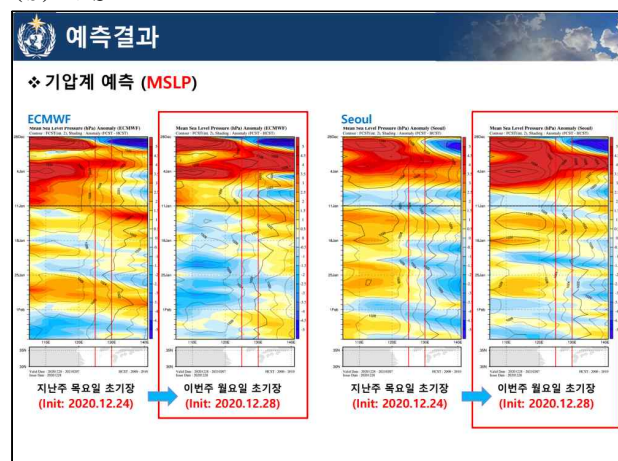


Figure 96. Sample of model prediction trend analysis.

(다) 최근 20주간의 모델 예측결과와 실제 결과 비교표 제공

APCC에서 매주 1개월 전망 예측을 위해서 다양한 모델의 예측결과를 제공하고 있으며, 그로 인해 예보관에게 다양한 시나리오에 대한 가능성을 지원하는 한편, 다양한 예측결과로 인한 예보에 혼선을 줄 수 있는 약점도 존재한다. 현재 APCC 1개월 전망 발표 시 개별모델 각각의 hindcast 예측결과에 대한 검증값을 제공하고 있다. 다만 계절내 예측모델의 hindcast 검증결과가 공통기간이 11년으로 작아서 검증에 필요한 샘플의 수가 적은 문제가 있으며, 실제 forecast 결과와 hindcast 결과의 차이점이 있으므로 forecast에 대한 검증결과를 추가하고자 하였다.

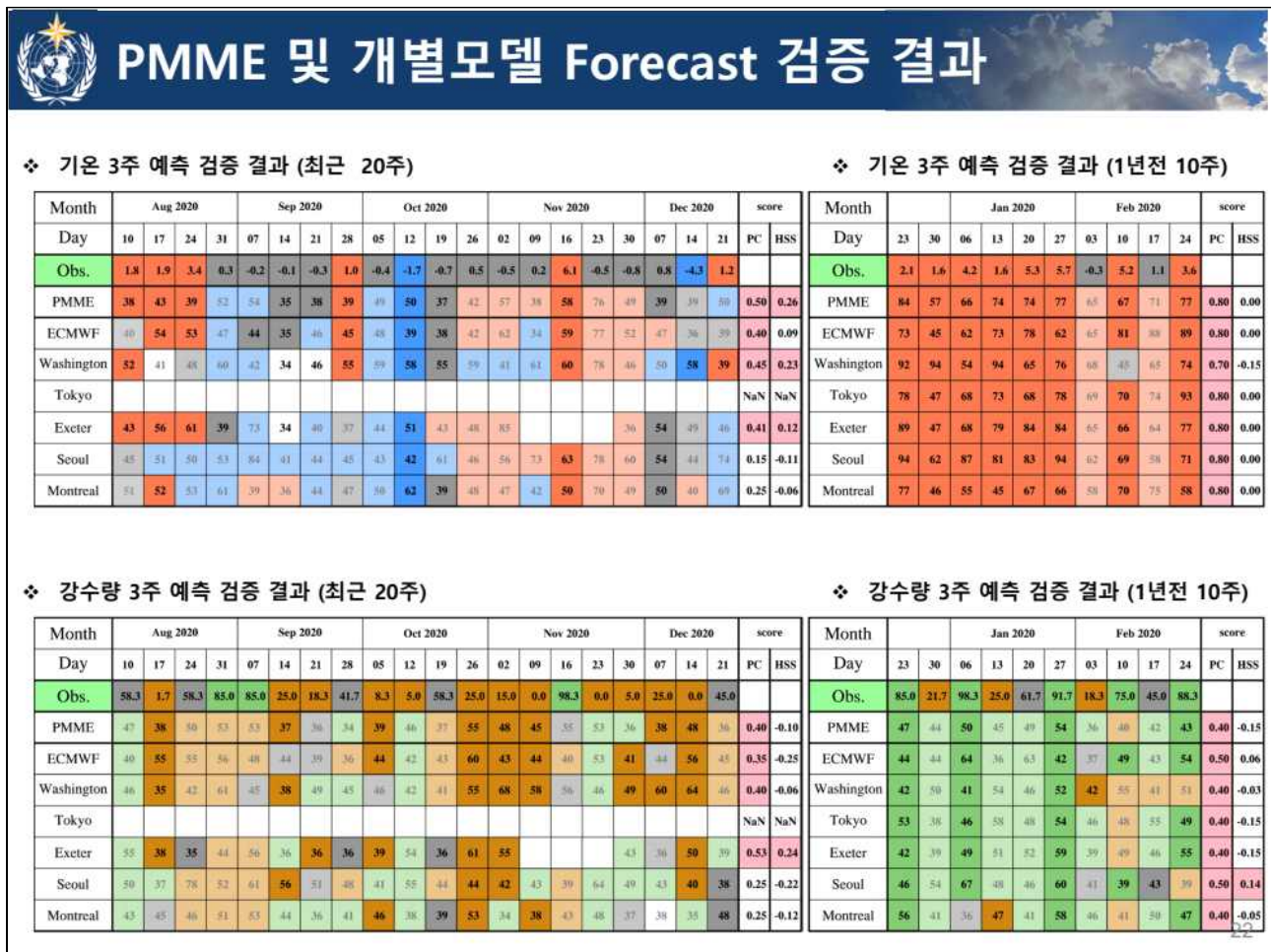


Figure 97. Sample of 1-month forecast verification table each model.

그 결과 Figure 97의 PMME 및 개별모델 예측 검증결과표 예시와 같은 APCC 1개월 전망 예측결과에 대한 검증을 한눈에 쉽게 파악할 수 있도록 정리한 콘텐츠를 개발하였다. Figure 98은 이 검증결과표에 대한 설명 자료이다. 검증결과표는 우리나라 영역 평균한 기온과 강수량 변수에 대한 예측 및 관측결과를 대상으로 하고 있으며, 상단에는 기온을 하단에는 강수량을 나타내었다. 좌측은 3주 예측결과에 대한 최근 20주간의 예측결과 및 ASOS 관측자료를 나열하

였으며, 우측은 향후 10주와 유사한 날짜의 작년 예측기간에 대한 결과를 나열하였다. 표의 윗 부분에는 우리나라 영역 관측값이 해당 주평균(강수량은 누적값)이 평년대비 높거나 비슷, 낮은 경우에 따라 각기 다른 색으로 채색하였으며, 그 아래 모델 예측결과가 맞았을 경우 같은 색으로, 틀린 경우는 50% 불투명하게 채색하였다. 이러한 표현법으로 최근 20주와 향후 10주에 해당하는 작년의 관측값 경향을 파악함과 동시에 각 개별모델별로 어떤 예측을 하였으며, 그 예측결과가 일치하였는지 여부 등을 한눈에 쉽게 파악할 수 있도록 하였다. 또한 각 표의 오른 쪽에는 해당기간에 대한 각 모델별로 percent correct (PC)와 Heidke skill score (HSS)를 계산하여 나타내었으며, 상대적으로 우수한 결과에는 배경색상을 달리하여 강조하였다.

따라서 예보관은 이러한 정보를 바탕으로 최근에 어떤 모델의 예측성이 우수하며, 최근 관측경향을 어떤 모델이 잘 예측하고, 어떻게 잘못 예측하고 있는지를 파악할 수 있도록 하였다. 이렇게 종합적인 정보를 가독성이 높은 방법으로 제공함으로써 예보관의 최종 의사결정 시 중요한 판단근거로 사용될 수 있도록 하였으며, APCC 1개월 전망 예측결과와 활용성을 더욱 높이는 중요한 콘텐츠로 활용하고 있다.

□ 1개월 전망 발표자료 콘텐츠 추가

▶ 1개월 전망 참여 모델의 최근 및 지난해의 3주 예측과 관측결과와의 비교 콘텐츠 추가

PMME 및 개별모델 Forecast 검증 결과																								
기온 3주 예측 검증 결과 (최근 20주)												기온 3주 예측 검증 결과 (1년전 10주)												
Month	Jul 2019	Aug 2019	Sep 2019	Oct 2019	Nov 2019	Dec 2019	Jan 2020	Feb 2020	Mar 2020	Apr 2020	May 2020	Month	Dec 2019	Jan 2020	Feb 2020	Mar 2020	Apr 2020	May 2020	Jun 2020	Jul 2020	Aug 2020	Sep 2020	Oct 2020	Nov 2020
Day	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	Day	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12
Obs.	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	Obs.	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4
PMME	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	PMME	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4
ECMWF	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	ECMWF	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4
Washington	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	Washington	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4
Tokyo	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	Tokyo	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4
Exeter	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	Exeter	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4
Seoul	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	Seoul	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4
Montreal	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	Montreal	25.2	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4	25.4
PC	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	PC	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33	0.33
HSS	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	HSS	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1

최근 20주 예측결과 검증
최근 모델별 예측 경향성 및 예측 특성 파악

1년 전 10주 예측결과 검증
앞으로 예측할 기간에 대한 모델별 예측 경향성 및 예측 특성 파악

기온 편차값
ASOS 관측자료 수신,
주별평균, 45개지점 평균
기후값 평균기간(1981-2010)

모델 확률 예측값
가장 높은 확률값 종류에 따라
검증 및 채색
틀린 경우 투명도 50%

해당 기간의 PC, HSS
0.33, 0.1 이상 채색하여 강조

강수량 percentile
ASOS 관측자료 수신,
주별평균, 45개지점 평균
기후값 평균기간(1981-2010)

모델 확률 예측값
가장 높은 확률값 종류에 따라
검증 및 채색
틀린 경우 투명도 50%

Figure 98. Content description for 1-month forecast verification table each model.

(라) APCC 1개월 예측결과 생산 시작

APCC는 기상청 1개월 전망을 위한 예측 시스템은 2017년 8월부터 운영하면서 예측모델의 결과를 제공하는 역할을 수행하고 있다. 여기에 추가적으로 예보관의 요청에 따라 다양한 콘텐츠를 추가로 개발하여 제공해오고 있으며, 수시로 예측결과에 대한 검증과 분석을 수행하고 있다. 2020년 10월부터는 1개월 전망 예측결과 제공 시 현재 기후상태에 대한 모니터링 결과를 함께 제공하고 있으며, 3개월 전망 예측처럼 기후예측인자에 대한 분석을 강화하기 시작하였다. 또한, APCC는 2020년 10월부터 이러한 기후예측인자와 모델 예측결과 종합적으로 고려하여 APCC 자체 내부토의를 거쳐 1개월 예측결과를 생산하기 시작하였다(Figure 99).

이것은 기존의 모델 예측결과만 기상청에 발표하던 것에서 한걸음 나아가서 APCC 1개월 전망 예측결과를 생산함으로써 APCC 내부의 기후예측 역량을 강화에 도움이 될 것으로 보이며, 기상청 1개월 전망에 보다 적극적으로 지원하는 계기가 되었다. 향후에 예측결과가 축적되면 예보결과에 대한 검증을 통해 예측수준을 점검하고 보다 정확한 예보를 위한 중요한 자료로 활용 될 것으로 기대된다.

 APCC 최종 예측결과 요약				
	예보 1주	예보 2주	예보 3주	예보 4주
	1.11~1.17	1.18~1.24	1.25~1.31	2.1~2.7
기온	0/-	0/+	0	0/+
강수	0	0/-	0/-	0

Figure 99. Final result table of APCC 1-month forecast.

(4) 3개월 전망 회의지원 추가 콘텐츠 개발

APCC의 3개월 전망 예측성 향상을 위해서 APCC MME 예측성 향상과 다양한 기후 예측인자 발굴, 통계적 방법론의 개발 등 다양한 연구가 진행 중이다. 현재 3개월 전망에서 사용되는 역학 모델들은 예측 초기장이 실제 예측 시작일보다 최소 20일에서 1개월 이전의 초기장 자료를 바탕으로 예측이 수행된 결과들이다. 여기에 1개월 전망에 사용하고 있는 계절내 예측모델을 활용하여 보다 최근의 예측장을 바탕으로 생산된 하는 방안을 제안하였다.

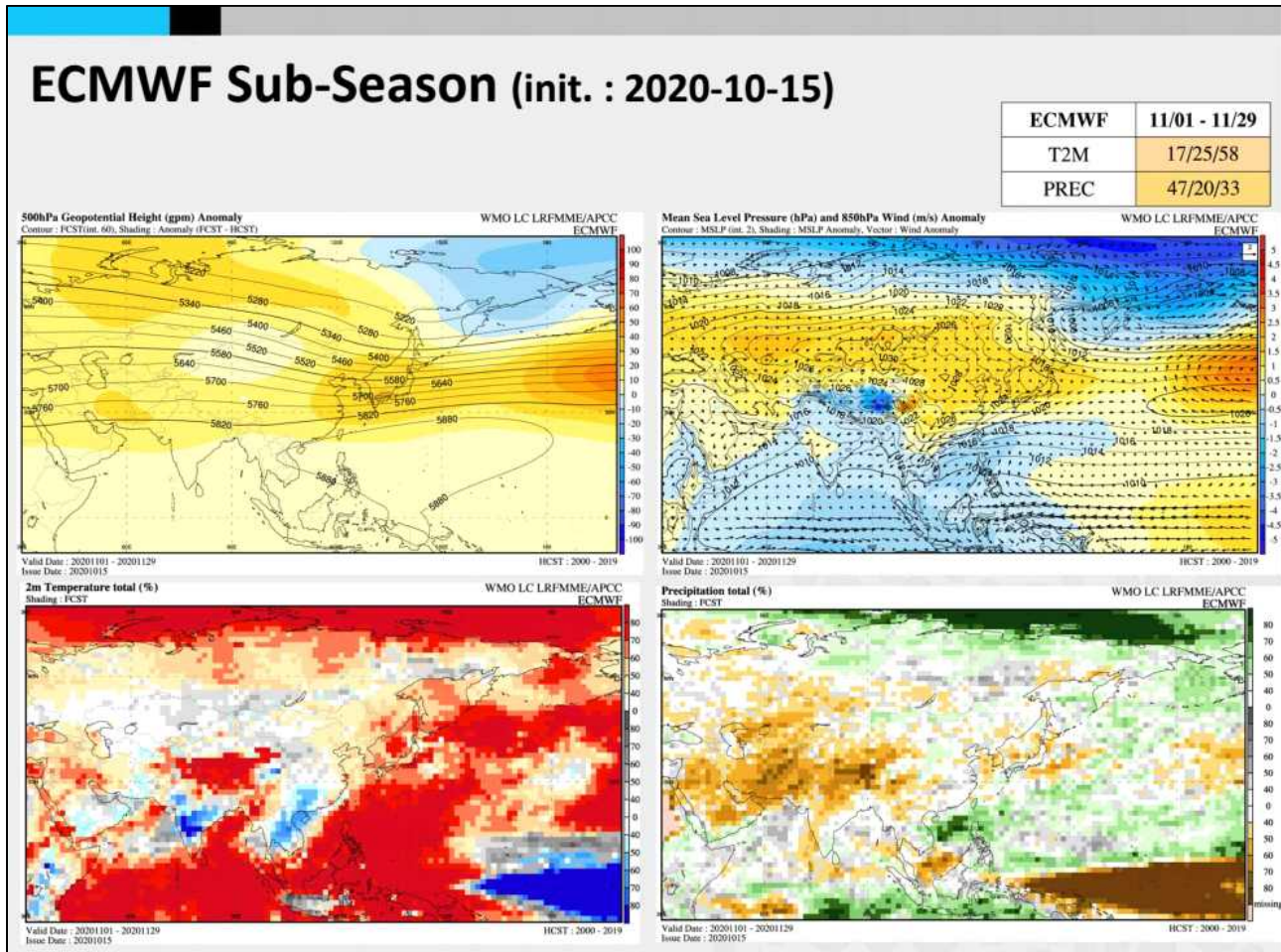


Figure 100. Additional content of subseasonal model output for APCC 3-month forecast.

계절내 예측모델 중 예측성이 상대적으로 우수하고, 자료제공이 빠르며, 안정적인 ECMWF 계절내 예측자료를 3개월 전망 예측에 활용하는 것으로 하였으며, ECMWF 계절내 예측결과는 총 46일 이후까지 예측결과를 제공하고 있다. APCC 내부 3개월 예보토크가 매일 15일에서 20일 사이에 진행하므로 예보토크의 전 가장 최신의 ECMWF forecast/hindcast 자료를 수신하여 활용한다면 3개월 예측 중 첫 1개월 평균 예측에 참고자료 사용이 가능하다. 이렇게 ECMWF 계절내 예측결과를 사용하여 다음달 1일부터 예측 마지막 주까지 평균한 결과를 생산하며, Figure 100의 예시에 보인 바와 같이 동아시아 영역에 대하여 500 hPa 지위고도와 해면기압,

850hPa 바람장 예측결과와 기온과 강수량의 확률예측 결과를 제공하는 콘텐츠를 개발하였다. 추가적으로 한반도 영역에 해당하는 5개 격자점을 평균한 기온과 강수량의 확률예측 결과값도 동시에 제공하여 예보관의 의사결정에 도움을 주도록 하였다.

이 자료는 3개월 전망 시 활용하는 예측모델의 2.5도 수평 해상도 대비 보다 고해상도의 자료를 제공하여 세부적인 기압계 패턴과 한반도 주변의 예측값을 확인할 수 있으며, 3개월 전망 예측모델 대비 최근의 기압계 변화 등을 반영한 최신 예측결과이므로 모델 예측결과의 변화 경향을 파악하는데 중요한 참고자료로 활용 가능하다.

(5) 1개월 전망 모델 예측자료 계산 방법론에 따른 민감도 테스트

현재 1개월 전망에 사용되는 계절내 예측모델은 각 기관마다 해상도와 예측기간, 앙상블 수 등 모델의 특성이 매우 다양하고, Hindcast를 활용한 기후값 계산방법 및 모델 운영방법 또한 표준화되거나 명확히 규정되어 있지 않다. 이에 다양한 계절내 예측모델의 결과를 사용하여 우리나라 기온과 강수량 예측값을 산출하는 경우 최적의 방법을 찾는 노력은 계속 수행되어야 한다. 이번 연구에서는 현재 한반도 기온과 강수량 예측결과를 산출할 때 평균하는 모델의 격자점에 따라 예측성의 차이가 어떻게 나는지 비교를 해보았으며, MME 계산을 위해 각 개별모델의 hindcast 기간을 통일시켜서 공통기간의 자료만 사용하는 경우와 전체 기간을 사용하는 경우의 차이도 비교하였다.

먼저 우리나라 기온과 강수량 예측결과 값을 산출하기 위해 현재는 1.5도 수평해상도에서 5개 격자점을 평균한 값을 사용하고 있다. 하지만 각 모델간의 실제 해상도 차이와 land-sea mask 설정이 다르기 때문에 우리나라 영역에 해당하는 격자점은 모델에서 각기 다르게 설정되어 있다. 5개 격자점의 중심 좌표는 [37.5N, 127.5E], [37.5N, 129E], [36N, 127.5E], [36N, 129E], [34.5N, 127.5E]이다. 이 격자점 중 [34.5N, 127.5E] 지점은 해양으로 판정하여 계산하는 모델이 일부 있으므로 이 격자점을 포함하지 않고 4개의 격자점만 평균한 우리나라 평균 예측결과에 대하여 비교해보았다. 검증 기간은 2018년 1월 1일부터 2019년 12월 30일 사이에 총 105회 확률 예측한 결과를 기상청 ASOS 45개 지점 평균한 관측값과 비교하였다. 이때 모델의 hindcast 기간은 1999년부터 2010년으로 2019년까지 공통으로 사용한 기간을 사용한 예측결과이며, 관측은 기상청에서 한반도 평년기온 산정에 사용하는 1981년부터 2010년까지의 기후값을 사용하였다.

Figure 101는 4개 격자점 사용한 예측의 HSS 값과 5개 격자점을 사용한 예측의 HSS 값의 차이를 표출한 것이며, Figure 101 (a)는 우리나라 주 평균기온 예측에 대한 검증이고, Figure 101 (b)는 우리나라 주별 강수량 예측에 대한 검증이다. 전반적으로 특정 방법론이 우수한 결과로 나타나지 않았으며, 차이값 자체도 ± 0.1 이내의 범위 안에 있다. 1개월 전망에서 가장 중요한 3주 예측성의 변화를 보면, MME의 경우 기온 예측에서 4개 격자점을 사용하였을 경우 HSS 값이 감소하고, 강수량 예측에서 증가하는 것으로 나타났다. 반면, ECMWF 같은 경우는 4개 격자점 평균시 HSS 값이 기온과 강수량 모두 증가하였다. 하지만 예측 선행시간이 변함에 따라 같은 모델이라도 다른 경향을 보여주는 경우가 많았으며, 이를 통해 격자점 변경이 예측성 향상에 큰 영향을 주지 않는 것으로 분석되었다.

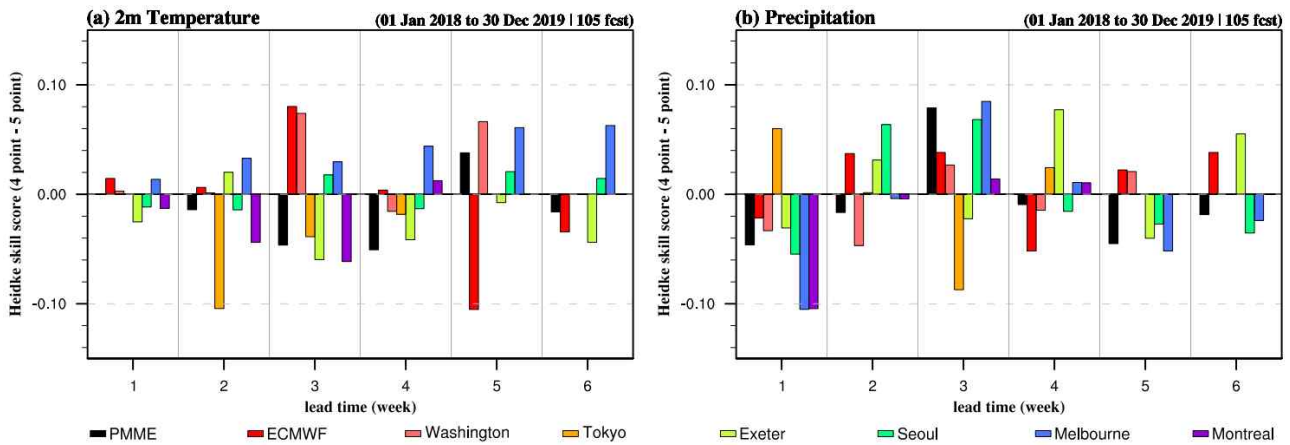


Figure 101. Difference between 4-grid points and 5-grid points average prediction Heidke skill score from 2018 to 2019 for each model and lead time.

다음으로 MME 계산시 각 개별모델의 hindcast 기간 설정방법에 따른 예측성 비교 연구를 수행하였다. 현재 MME를 위해 개별모델의 특성을 최대한 통일시켜서 각 모델의 예측결과를 생산하고 그 값을 평균하여 MME 예측결과를 생산하고 있다. 이때 hindcast 기간을 전 모델의 공통기간으로 제한하여 사용하고 있으며, 2020년 현재 2000부터 2010년까지 11년의 기간을 사용한다. 이러한 방식의 문제점은 공통기간이 너무 짧아서 모델의 기후값 계산시 특정해의 이벤트에 강한 영향을 받을 가능성이 높으며, 검증시에도 충분한 샘플을 확보하지 못하는 한계가 있다. 또한, ECMWF는 최근 20년 기간에 대한 hindcast 자료를 제공하므로 매년 1년씩 hindcast 기간이 이동하고 있으며, 2021년에는 2001년부터 hindcast 기간이 시작되어 공통기간이 10년으로 줄어들게 된다. 이러한 문제점을 타파하기 위해 각 개별모델이 제공하고 있는 hindcast 기간을 전체적으로 사용하여 각각의 모델별로 다른 hindcast 기간을 사용하는 결과를 도입할 필요가 생겼다. 이에 앞서 이러한 방법론을 사용하였을 때, 기존 방법대비 예측성이 어떻게 변화하는지 비교해보았다.

검증은 동아시아 영역(10-60N, 80-180E)에 대해 anomaly correlation coefficient (ACC) 검증 방법과 우리나라 45개 ASOS 지점 평균한 기온과 강수량 값과의 HSS 검증을 수행하였다. 검증 기간은 개별모델 전체 hindcast 자료가 확보된 2019년 1월 7일 예측부터 2020년 6월 29일 예측까지이며, 총 78회 예측결과를 사용하였다. 공통 hindcast 기간을 사용하는 실험군은 'comP'로 표기하였으며, 개별모델 전체 hindcast 기간을 사용한 실험군에는 'allP'로 표기하였다. 추가로 hindcast 기간이 다양하게 설정되고, 2021년부터 평년기간이 변경되는 만큼 검증기준 자료의 기후평균 기간의 차이에 따라 예측성 평가가 어떻게 차이 나는 가를 분석하였다. 이때 ERA5 자료의 기후평균 기간을 1981년부터 2010년까지 설정한 실험은 'E30'으로, 1999년부터 2010년까지는 'E12', 1991년부터 2019년까지는 'New'로 표기하였다. ASOS 자료의 기후평균 기간을 1981년부터 2010년까지 적용한 실험은 'A12'로, 1991년부터 2019년까지 적용한 실험은 'New'로 표기하였다.

Figure 102은 hindcast 공통기간 적용과 개별모델 전체 hindcast 기간 적용시의 Z500 변수 ACC 검증결과이다. ACC 검증은 총 4개 변수에 대하여 수행하였으나 여기서는 Z500 변수에 대

한 결과만 제시하였다. 상단의 공통기간을 사용하는 경우의 검증결과를 보면, 동아시아 영역에서 3주 예측은 검은색 실선으로 표시한 MME와 붉은색 실선으로 표시한 ECMWF 결과가 가장 높은 값을 보이며, 그 다음으로 Seoul, Exeter 모델이 높은 결과를 보였다. Figure 102 하단의 개별모델 전체 hindcast 기간을 적용한 예측결과 검증자료를 보면 예측성의 큰폭의 변화는 나타나지 않았다.

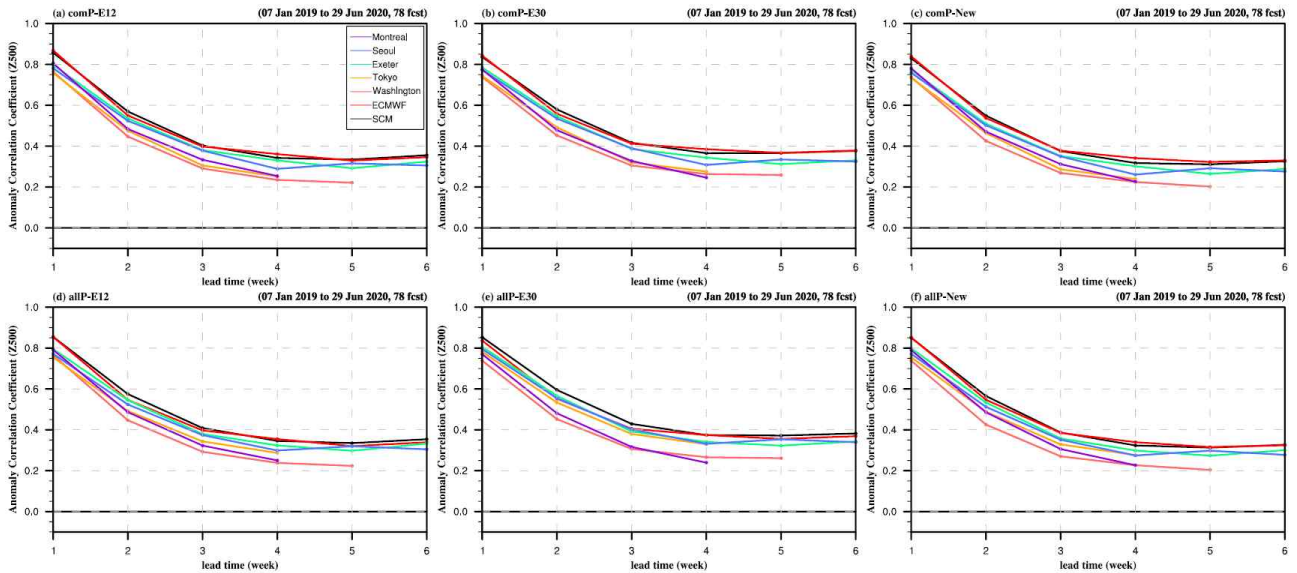


Figure 102. Anomaly correlation coefficient of weekly mean prediction of Z500 for the period Jan 2019 to Jun 2020 over the East Asia.

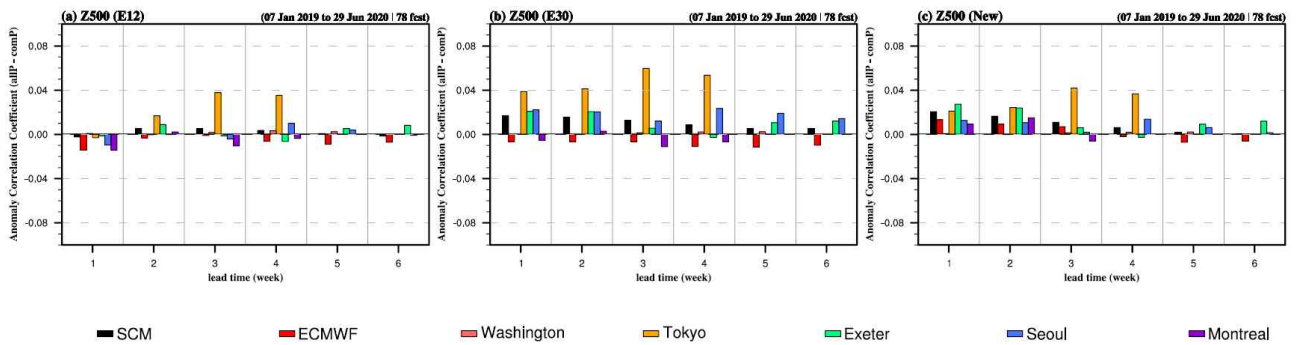


Figure 103. Difference of anomaly correlation coefficient of Z500 between all hindcast period and common hindcast period method for each model and lead time.

모델 hindcast 기간에 따른 두 실험군의 차이를 보다 명확히 보기 위해 개별모델 전체 hindcast 기간 사용 예측결과 검증값과 공통기간 적용 예측결과 검증값의 차이를 구하였다 (Figure 103). 개별모델 전체 hindcast 기간 사용시 Tokyo 모델의 ACC 값이 대부분 예측 선행 시간에서 상승하는 결과를 보여주었다. Seoul과 Exeter 모델은 검증기준 자료의 기후값 설정이

‘E30’인 경우 대부분 예측 선행시간에서 ACC 값이 상승하였다. 반면 이 경우 ECMWF 모델은 ACC 값이 낮아졌다. 검증기준 자료의 기후값 기간을 신평년으로 한 경우(New) 예측 선행시간이 1주에서 4주 사이에서 대부분 모델에서 ACC 값이 높아짐을 보였다. 즉 신평년에 대응하는 ‘New’ 실험에서 개별모델 전체 hindcast 기간을 사용하는 것이 예측성 향상에 도움이 되는 것으로 나타났다.

평년기준이 2021년에 변경되면서 검증기준 자료의 평년값 기간도 대응할 필요성이 있어서 ERA5 기후값 계산 기간에 차이에 따른 ACC 검증 결과의 변화를 비교해보았다(Figure 104). 모델 예측에서 hindcast 기간의 설정과 상관없이 전체 모델에서 전체 예측 선행시간 구분 없이 비슷한 수준으로 ACC 값이 낮아지는 것으로 나타났다. 검증기준의 변화에 따른 결과이므로 예측성이 떨어진 것으로 해석할 수는 없으며, 모델간의 큰 차이없이 비교적 균일하게 변화하므로 검증기준 자료의 기후값 변경은 다른 여건과 종합하여 변경 가능할 것으로 판단된다.

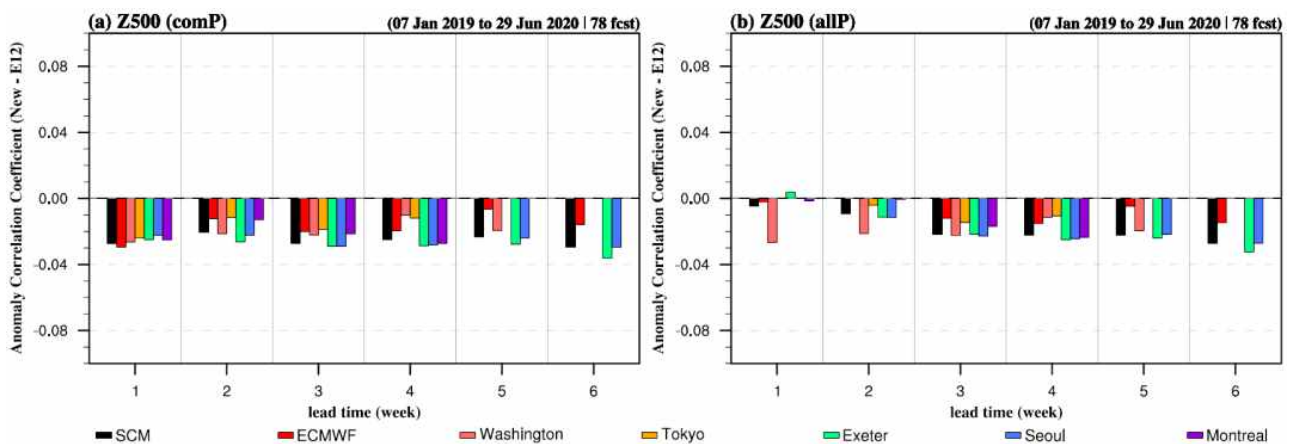


Figure 104. Difference of anomaly correlation coefficient of Z500 between ERA5 average periods for each model and lead time.

다음으로 모델 hindcast 기간 변경과 관련하여 우리나라 기온과 강수량 확률 예측결과에 대한 HSS 검증을 수행하였다. 기온에 대한 검증결과는 Figure 105에 나타내었으며, 두 기간 설정에 따른 차이는 Figure 106에 나타내었다. 구평년에 대응하는 ‘A30’ 실험 기준으로 공통 hindcast 기간 사용 시 예보 3주 예측은 Tokyo와 Montreal HSS 값이 상대적으로 높았으나, 모델 전체 hindcast 기간 사용 실험에서는 오히려 낮아졌고, PMME와 ECMWF, Washington 모델의 예측성이 상승하면서 HSS값의 격차가 줄어들었다. 신평년에 대응하는 ‘New’ 실험 기준으로는 공통 hindcast 기간 사용 시 예보 3주 예측은 Exeter와 Montreal이 높았으며, 모델 전체 hindcast 기간 사용 실험에서는 Tokyo와 Exeter의 HSS 값이 크게 감소하는 모습을 보였다.

동일한 방법으로 우리나라 강수량 예측결과에 대한 검증을 수행한 결과는 Figure 107에 나타내었으며, 두 기간 설정에 따른 차이는 Figure 108에 나타내었다. A30’ 실험 기준으로 hindcast 기간 설정과 상관없이 ECMWF의 HSS 값이 높았으며, ‘New’ 실험 기준으로는 ECMWF와 Exeter의 HSS값이 높았다. 모델 전체 hindcast 기간을 사용함으로써 강수량 3주 예

측에서는 PMME의 결과가 소폭 상승하고, ECMWF는 비슷한 크기로 낮아졌다.

개별모델 전체 hindcast 사용에 따라서 동아시아 영역 기압계 예측에서는 전반적인 예측성의 향상을 기대할 수 있는 것으로 분석되었다. 반면, 우리나라 기온과 강수량 예측의 HSS 검증 결과는 일반적인 경향성을 찾기 어려웠다.

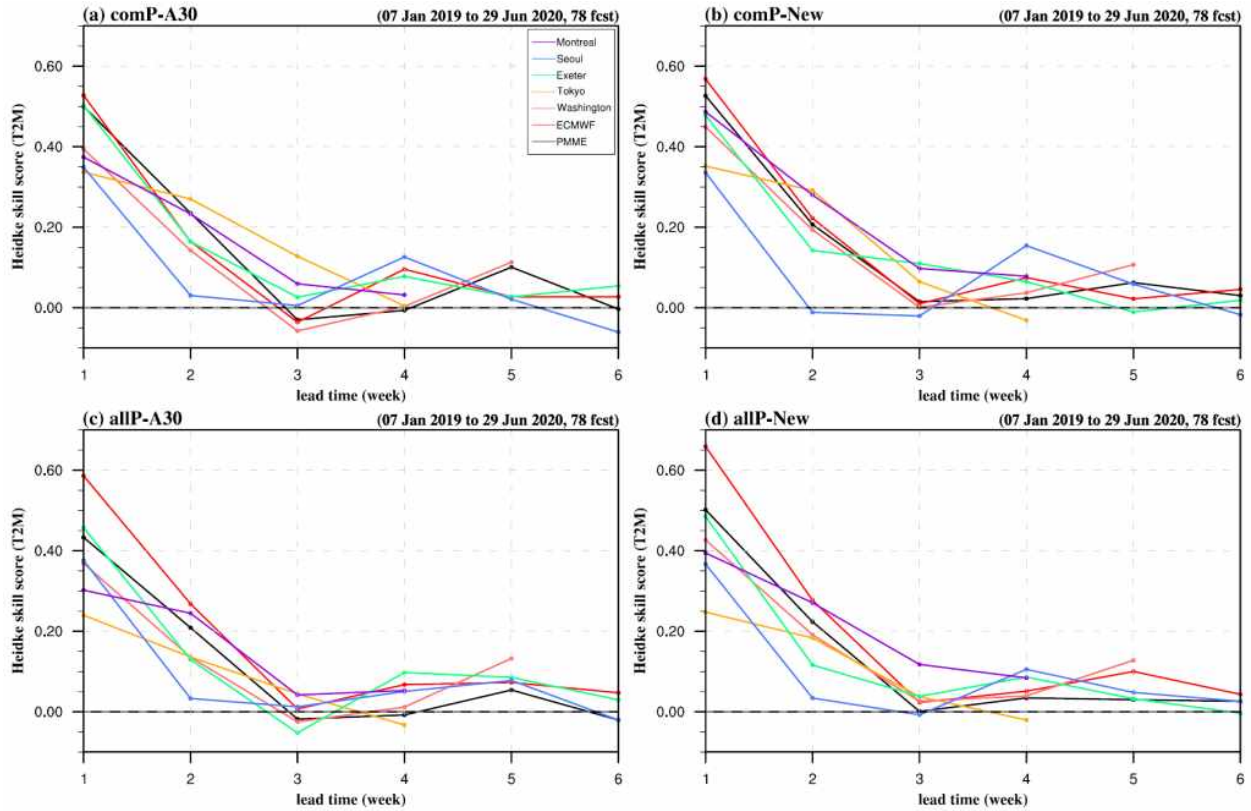


Figure 105. Heidke skill score of weekly mean prediction of T2M for the period Jan 2019 to Jun 2020.

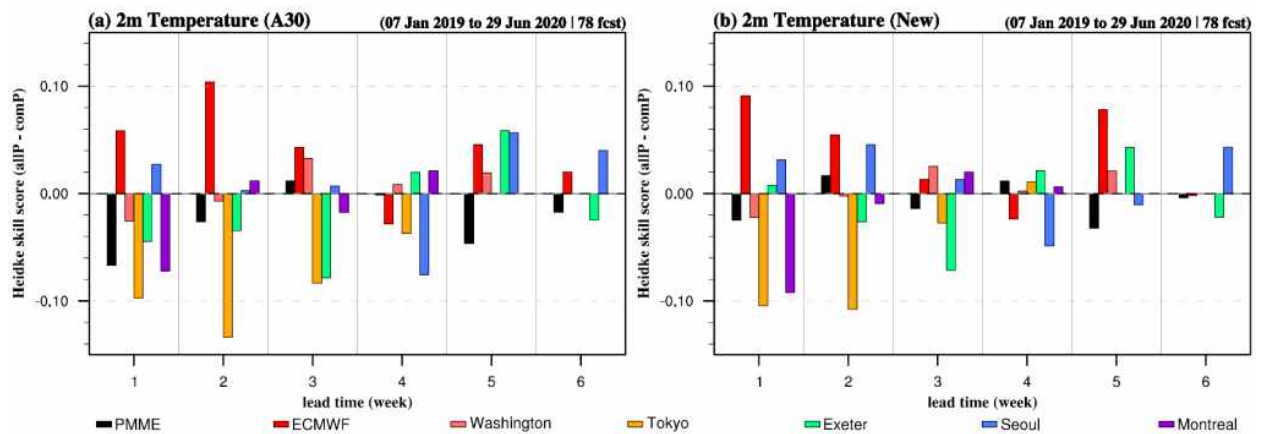


Figure 106. Difference of Heidke skill score of T2M between all hindcast period and common hindcast period method for each model and lead time.

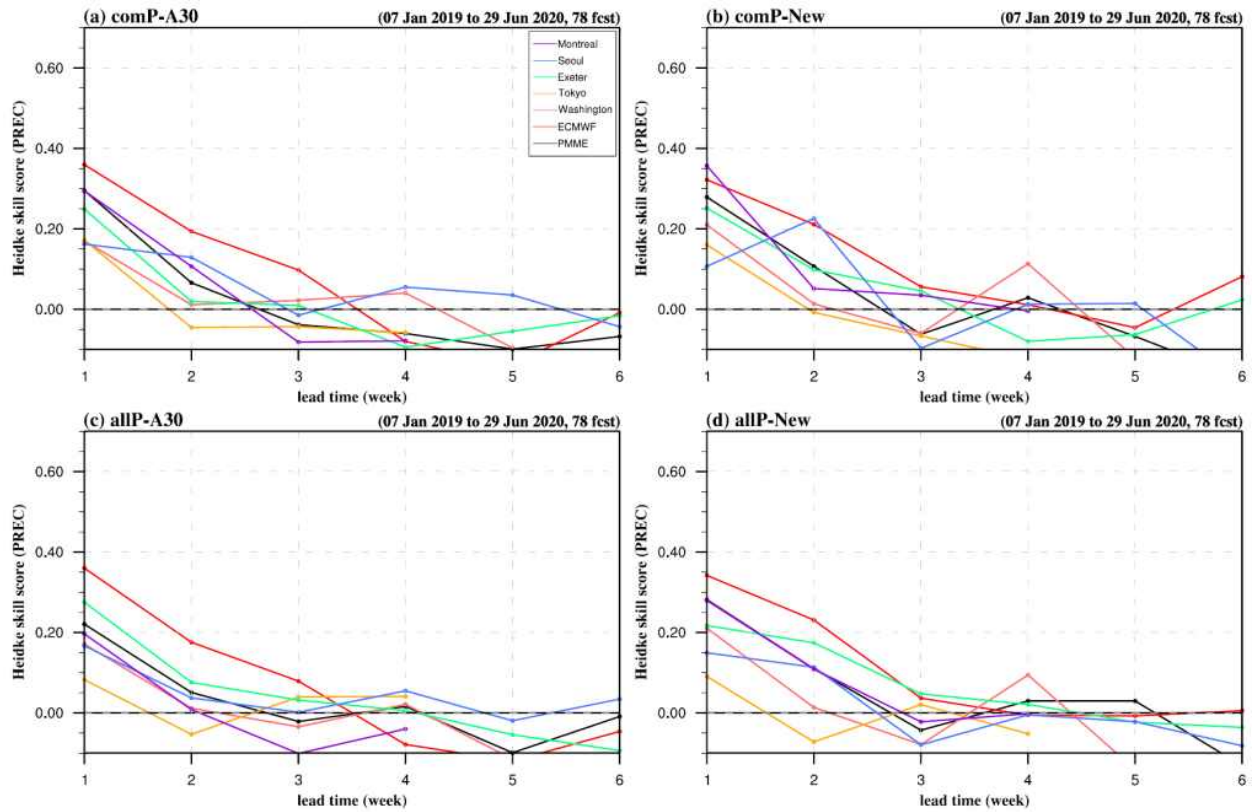


Figure 107. Heidke skill score of weekly mean prediction of PREC for the period Jan 2019 to Jun 2020.

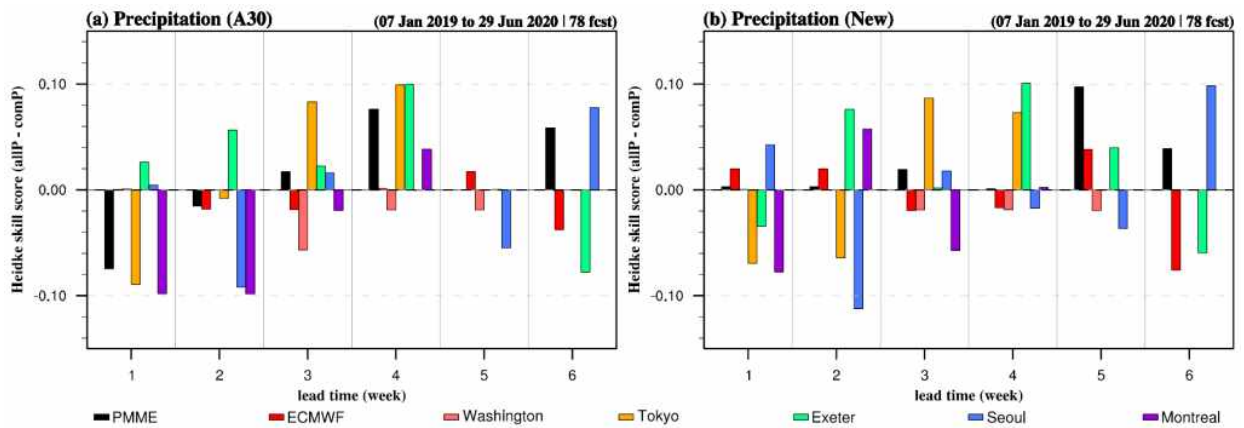


Figure 108. Difference of Heidke skill score of PREC between all hindcast period and common hindcast period method for each model and lead time.

4. WMO 장기예보 선도센터의 운영

가. WMO 장기예보 선도센터 계절 예측 시스템 운영

(1) WMO 장기예보 선도센터 계절 예측 시스템 운영의 배경

기후예측을 위한 역학모형은 최근까지도 꾸준히 발전되어 왔고, 다양한 기관에서 역학모형을 이용하여 기후예측을 하고 있다. 그러나 역학모형 자체에 포함된 계통적 오차 또는 초기조건의 불확실성 등은 여전히 역학모형 예측성 향상의 걸림돌로 남아있다. 이러한 문제를 해결하기 위한 방법 중 하나로 다양한 역학모형에 통계적 후처리를 적용하는 다중모델앙상블(Multi-Model Ensemble, 이하 MME) 기법이 널리 사용되고 있다.

현재 ECMWF, NCEP를 비롯한 다양한 현업 기관에서 MME 기법을 활용한 계절예측 서비스를 제공하고 있다 (Palmer et al., 2004; Min et al., 2009; Wang et al., 2009; Kirtman et al., 2014). 세계기상기구 (World Meteorological Organization, 이하 WMO)에서도 이에 대한 중요성을 인식하고 WMO 전지구 장기예측자료 생산센터 (WMO Global Producing Centre for Long-range Forecast, 이하 GPC)간의 협력을 통해 국가의 장기예보 결과를 공유하고 MME 기후예측시스템을 개발하여 계절예측 성능을 향상시키고자 제 14차 WMO 기본체계위원회 (Commission for Basic Systems, CBS)에서 WMO 장기예보 선도센터 (WMO Lead Centre for Long-Range Forecast Multi-Model Ensemble, LC-LRFMME)를 승인하였다. 이에 따라 GPC 중 하나인 한국 기상청 (GPC Seoul)과 미국 기상청 (GPC Washington)이 WMO 장기예보 선도센터를 공동 운영해오고 있다. WMO 장기예보 선도센터는 각 GPC에서 생산하는 장기예보 자료를 수집하고, MME 기법을 개발하여 서비스하고, 각 GPC의 예측자료와 MME 예측자료를 일관된 형태로 제공하는 ‘one-stop shop’ 이 되는 것을 궁극적인 목표로 하여 운영되고 있다 (Graham et al., 2011).

그러나 상당한 기상·기후 업무 및 관련 행정 업무를 수행하고 있는 기상청의 특성상 WMO 장기예보 선도센터를 지속하여 안정적으로 운영하고, 특히 WMO 회원국 또는 WMO 장기예보 전문가팀 (WMO Expert Team for Extended and Long-range Forecasting, ET-ELRF)의 요구에 대응하는 등의 업무를 함께 수행하기에는 다소 간의 어려움이 따를 수 있다. 따라서 기술력을 확보한 전문기관에서 기상청을 대신하여 운영할 경우 기술적인 부분에서 전문성을 강화하는 동시에 기상청은 기획 및 국제 협력 업무에 집중하며 WMO 장기예보 선도센터의 중·장기 발전방향을 설립하는 등의 시너지 효과를 창출할 수 있기에 APCC는 WMO 장기예보 선도센터를 운영하며 관련 연구 개발을 지원하는 역할을 현재 수행하고 있다.

APCC는 지난 10여 년 간 다양한 MME 기법을 활용하여 아시아·태평양 지역에 MME 계절예측 정보를 생산하여 제공해온 전문기관으로, 2011년부터 2016년까지 APCC가 “WMO 장기예보 선도센터 운영” 사업을 지속적으로 수탁 운영하면서 기상청과의 업무 분담 및 협조가 이루어졌으며, WMO 회원국의 요구에 부합하는 고품질 서비스를 안정적으로 제공할 수 있게 되었다. 더 나아가 WMO 장기예보 선도센터의 위상을 제고하는 것에 일조하였다. 따라서 본 장을 통해 2019년 APCC가 수행한 WMO 장기예보 선도센터 운영의 전반적인 내용과 MME 시

시스템의 개선 사항을 정리하고자 한다.

(2) WMO 장기예보 선도센터 계절 예측 시스템 운영 개요

앞서 설명한 바와 같이, ‘one-stop shop’ 으로서의 WMO 장기예보 선도센터 역할을 수행하기 위해 각 GPC들로부터 기후예측자료를 수집하고 MME 예측자료를 생산하여 WMO 선도센터의 회원국에 홈페이지를 통해 디지털 자료와 그림 형식으로 제공하고 있다 (Figure 109). 그러나 각 GPC에서 생산하는 계절예측자료는 파일 형식 (Binary, GRIB1, GRIB2, NetCDF), 앙상블 수, 변수 등에서 차이가 있다. 따라서 WMO 장기예보 선도센터의 자료 교환 정책 (data exchange policy)에 따라 GPC별로 6개 변수 (2m 기온, 강수, 해수면온도, 해면기압, 850hPa 온도, 500hPa 지위고도. 단, 해수면온도의 경우는 제공되는 GPC에 한함)만을 포함하는 GRIB1 형식의 월별 3개월 앙상블 평균 자료로 표준화 하고 있다.

WMO 장기예보 선도센터의 초창기에는 11개의 GPC로부터 계절예측자료를 수집하였다. 2010년 6월에 브라질의 CPTEC (Centre for Weather Forecasts and Climate Studies, GPC CPTEC)이 참여하면서 12개 GPC의 예측자료로 다년간 운영되어 오다가 2017년 독일 기상청 (Deutsche Wetterdienst, GPC Offenbach)이 GPC가 되면서 현재는 총 13개의 GPC로부터 계절예측자료를 제공받고 있다(Table 32).

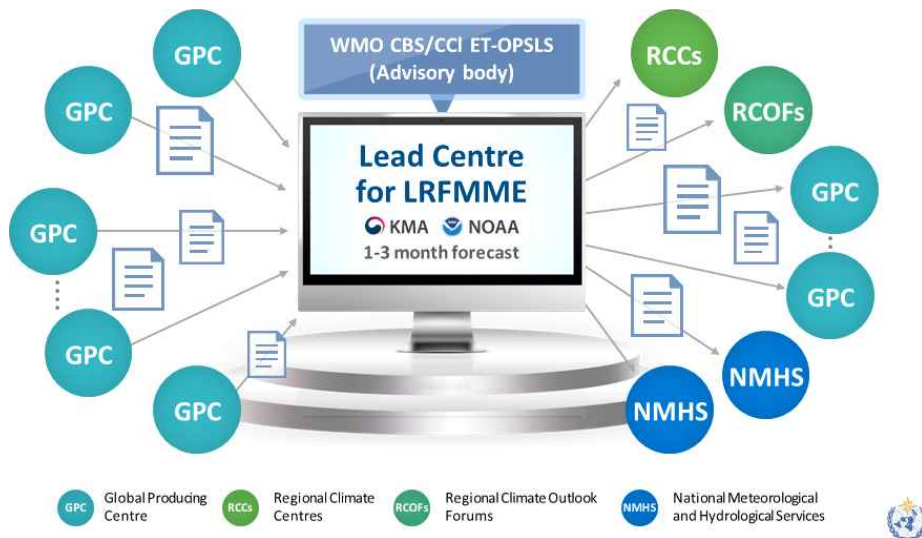


Figure 109. Functions of WMO LC-LRFMME.

13개 GPC의 forecast와 hindcast 자료에 대한 표준화를 완료한 후, 4개의 결정론적 MME 기법 (Simple Composite Method, SCM; Simple Linear Regression, SLR; Singular Value Decomposition, SVD; Genetic Algorithm, GA)과 확률론적 MME 기법 (Min et al., 2009)으로 매 월 3개월 계절예측자료를 생산하게 된다. Hindcast 기간은 GPC 간의 공통 hindcast 기간인 1993-2009년을 기준으로 한다. 각 기법에 대한 자세한 설명은 아래와 같다.

- Simple Composite Method (SCM)

SCM은 모든 예측 모델에 동일한 기중치를 주어 단순 평균하는 방법으로, 쉽고 간단하게 사용할 수 있다. 선도센터에서는 GPC별로 forecast에서 공통 기간인 1993-2009년에 대한 기후 값을 제거한 forecast anomaly (F'_i)를 계산하여 더한 후 GPC 개수 (N)로 나누어준다(Eq. [10]). 이 기법은 현재 계절예측을 위한 여러 현업 기관에서 널리 사용되고 있다 (예를 들어, APCC; Development of a European Multi-model Ensemble System for Seasonal to Interannual Prediction project (DEMETER); North American Multi-Model Ensemble (NMME); WMO LC-LRFMME, 등) (Kim et al., 2016; Kirtman et al., 2014; Min et al., 2014; Palmer et al., 2004).

$$MME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N F'_i \quad [10]$$

- Simple Linear Regression (SLR)

단순선형회귀기법을 이용한 MME는 공통 hindcast 기간에 대해 구해진 GPC별 선형회귀계수 (a_i)를 각 forecast anomaly에 곱한 후 단순 평균해주는 방법이다 (Eq. [11]).

$$MME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i F'_i \quad [11]$$

- Singular Value Decomposition (SVD)

이 기법은 각 GPC에 해당하는 가중치를 구하기 위해서 아래 Eq. [12]와 같은 SVD 방식을 사용하여 GPC 간의 교차 공분산 행렬을 풀어내고자 하였다 (Krishnamurti et al., 2000; Yun et al., 2003).

$$C_{i,j} = (UVW^T)_{i,j} = \sum_{k=1}^N w_k U_{ik} V_{jk} \quad [12]$$

이렇게 구해진 GPC별 선형회귀계수(b_i)를 forecast anomaly에 곱한 값을 아래(Eq. [13])와 같이 더해줌으로서 예측 결과를 얻을 수 있다.

$$MME = \sum_{i=1}^N b_i F'_i \quad [13]$$

- Genetic Algorithm (GA)

기후 시스템은 구성 요소들 간의 내적, 외적 상호작용에 의해 비선형성, 비예측성을 갖고 있기 때문에 기존의 선형적인 통계방법으로는 예측성을 향상시키는 데에 한계가 있다. 따라서 비선형성을 고려한 MME 방법 중 최근 널리 사용되고 있는 유전 알고리즘이 WMO 장기예보 선도센터를 위한 MME 기법 중 하나로 사용되고 있다. WMO 장기예보 선도센터에서 제공하는 MME 기법 중 비선형 기법으로는 유전 알고리즘이 유일하다.

유전 알고리즘은 부모의 유전자로부터 자손의 유전자를 형성하는 유성생식과 자연환경 속의 진화원리를 흉내 내는 알고리즘이다 (Holland, 1975). 유전 알고리즘은 초기화, 적합도 평가와 재생산(선택, 교배, 돌연변이), 또 다시 적합도 평가의 4단계로 구분되는 유전 탐색 프로세스를 통해 가장 높은 적합도를 가진 (즉, 관측과의 오차가 상대적으로 적은) 가중치들만이 다음 세대 생성을 위해 선택되어 복제되는 과정을 반복하여 최적의 가중치를 찾아내는 방법이다. 계절예측에 유전 알고리즘과 SCM을 이용한 MME 기법을 비교했을 때, 유전 알고리즘을 이용한 MME가 SCM 기법의 예측정보보다 더 좋다고 알려져 있기도 하다 (Ahn and Lee, 2016).

- Probabilistic Multi-Model Ensemble (PMME)

2012년 ET-ELRF 회의를 통해 APCC에서 개발된 확률론적 MME 기법이 WMO 장기예보 선도센터에 도입되었다 (Final Report of 2012 CBS/ET-ELRF meeting, <http://www.wmo.int/pages/prog/www/CBS-Reports/documents/Final-Report-ET-ELRF-March2012.pdf>). PMME 기법은 계절예측자료가 표준정규분포를 따른다고 가정한 후 앙상블 멤버들의 hindcast의 평균적인 확률분포(정규분포)에서 평균(μ)과 분산(σ)을 이용하여 33.3% ($x_a = \mu + 0.43\sigma$), 66.7%($x_b = \mu - 0.43\sigma$)에 해당하는 두 개의 기준값을 결정하고 예측값의 확률분포를 이용하여 기후 평균적인 확률분포로부터 결정된 기준값에 따른 각 카테고리의 확률을 계산하는 방법이다(Figure 110). 이렇게 계산된 각 GPC의 카테고리별 확률값은 각 GPC의 앙상블 멤버의 제공근에 따른 가중치를 곱해주어 다중모델 앙상블 확률값을 얻게 된다 (Min et al., 2009).

WMO 장기예보 선도센터 운영을 통해 생산된 각 GPC와 MME의 예측 성능을 파악하기 위해 앞서 언급했던 6개 변수의 hindcast 및 forecast 에 대한 검증을 매 달 수행하고 있다. 예측 성능의 검증은 결정론적 예측과 확률론적 예측에 대해 수행하고 있다. (결정론적 MME의 경우 SCM에 대한 검증만 수행함). 이 중 hindcast에 대한 검증은 공통기준기간인 1993-2009년에 대해 계산된다. 검증에 사용되는 재분석 관측 자료는 forecast와 hindcast에 따라 다르며, Table 33과 34에 자세히 나타내었다.

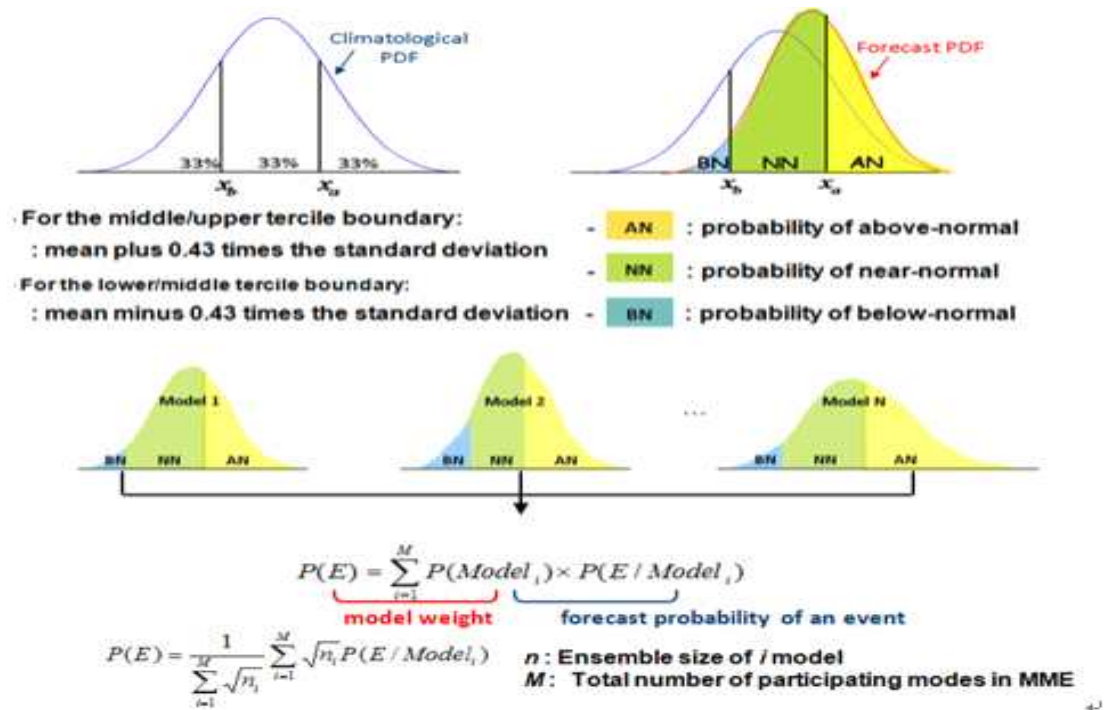


Figure 110. A parametric Gaussian fitting method for estimate of tercile-based categorical probabilities.

GRIB1으로 표준화된 GPC 자료들과 MME 예측자료는 WMO 장기예보 선도센터 홈페이지 (<https://www.wmolc.org/>)를 통해 제공된다. 관리자가 표준화된 GRIB1 자료를 홈페이지에 업로드 하면 GRIB1 자료가 자동으로 GRIB2 자료로 변환되고, 사용자는 GRIB1 또는 GRIB2 중에 선택하여 다운로드 할 수 있다. 참고로, 각 GPC의 자료정책에 따라 재배포가 금지된 경우도 있으므로 모든 GPC의 예측자료를 다운로드 받을 수 있는 것은 아니다. WMO 장기예보 선도센터 홈페이지에서 다운로드 받을 수 있는 GPC 자료는 Table 32에 제시하였다. 또한 예측자료는 그래픽으로도 제공되고 있으며, 사용자가 예측월, 변수, GPC, 지역 등을 선택할 수 있다. 특히, SCM의 경우에는 사용자가 예측기간 (1~6개월)을 선택할 수 있는 사용자 맞춤형 서비스를 제공하고 있다. 그러나 이러한 예측자료들은 WMO 회원국에만 제한적으로 제공되고 있다.

WMO 장기예보 선도센터 홈페이지에는 예측자료 뿐만 아니라 결정론적 검증과 확률론적 검증 결과도 제공한다. 당초 forecast 검증결과는 WMO 장기예보 선도센터에서 제공하고, hindcast 검증결과는 호주기상청에서 운영하는 WMO 장기예보 검증센터 (<http://www.bom.gov.au/wmo/lrfvs/>)에서 제공하였으나, 2016년부터 WMO 장기예보 선도센터에서는 forecast 뿐만 아니라 hindcast에 대한 검증결과를 함께 제공하기로 결정하였다. 따라서 2016년 이후부터 WMO 장기예보 선도센터의 A등급과 B등급 회원에게 forecast와 hindcast 검증자료가 제공되고 있다. 한 달 동안 주기적으로 수행되는 WMO 장기예보 선도센터의 계절예측 현업에 대한 일련의 과정은 Figure 111에 간략하게 도식하여 나타내었다.

Table 32. Characteristics of seasonal forecast model from GPCs.

<2020년 10월 기준>

GPC	Beijing	CPTEC	ECMWF	Exeter	Melbourne	Montreal	Moscow	Offenbach	Pretoria	Seoul	Tokyo	Toulouse	Washington
Institute	BCC	CPTEC	ECMWF	UK Met Office	BoM	MSC	HMC	DWD	SAWS	KMA	JMA	Météo-France	NCEP/CPC
Country	China	Brazil	United Kingdom	United Kingdom	Australia	Canada	Russia	Germany	South Africa	Korea	Japan	France	United States
System	Coupled	2-tier	Coupled	Coupled	Coupled	Coupled	2-tier	Coupled	Coupled	Coupled	Coupled	Coupled	Coupled
Digital data download ¹⁾	o	o	x	x	o	o	o	o	o	o	x	o	o
Forecast													
Data format	NetCDF	GRIB1	GRIB1	GRIB2	GRIB1	GRIB2	GRIB1	GRIB2	GRIB1	GRIB2	GRIB2	GRIB2	GRIB1
Forecast period	13month	6month	7month	6month	6month	12month	4month	6month	9month	6month	7month	7month	9month
Ensemble size	24	15	51	42	11	20	20	50	40	42	51	51	40
Hindcast													
Hindcast Period	1991-2010	1981-2010	1981-2016	1993-2015	1990-2012	1981-2010	1981-2010	1990-2019	1982-2009	1991-2016	1979-2014	1993-2016	1982-2010
Ensemble size	24	10	25	28	11	20	10	30	10	12	10	25	20
추가 변수	U850 V850 U200 V200	-	U850 V850	U850 V850 U200 V200	U850 V850 U200 V200	U850 V850 U200 V200	U850 V850 U200 V200	-	-	U850 U200 U300 icfrc	U850 V850 U200 V200	U850 V850	-
경로	FTP	FTP	Web	FTP	Web	Web	FTP	FTP	FTP	FTP	Web	Web	FTP
해상도	T106L26	T126L42	Tco319L91	N216L85	N216L85	T63L35 1.4 x1.4, L79	1.125lat x 1.40625lon, L28	T127	T42L19	N216L85	TL159L60	T359L91	T126L64

음영: 하늘색-2Tier, 분홍색-1Tier

1) GPC별 자료 정책 상, GPC에서 예측자료를 직접 제공하는 것이 아닌 다른 기관 등에서 2차 제공이 가능한지에 대한 여부. x로 표시된 GPC는 WMO 장기에보 선도센터 홈페이지로부터 예측자료를 다운로드 받을 수 없음.

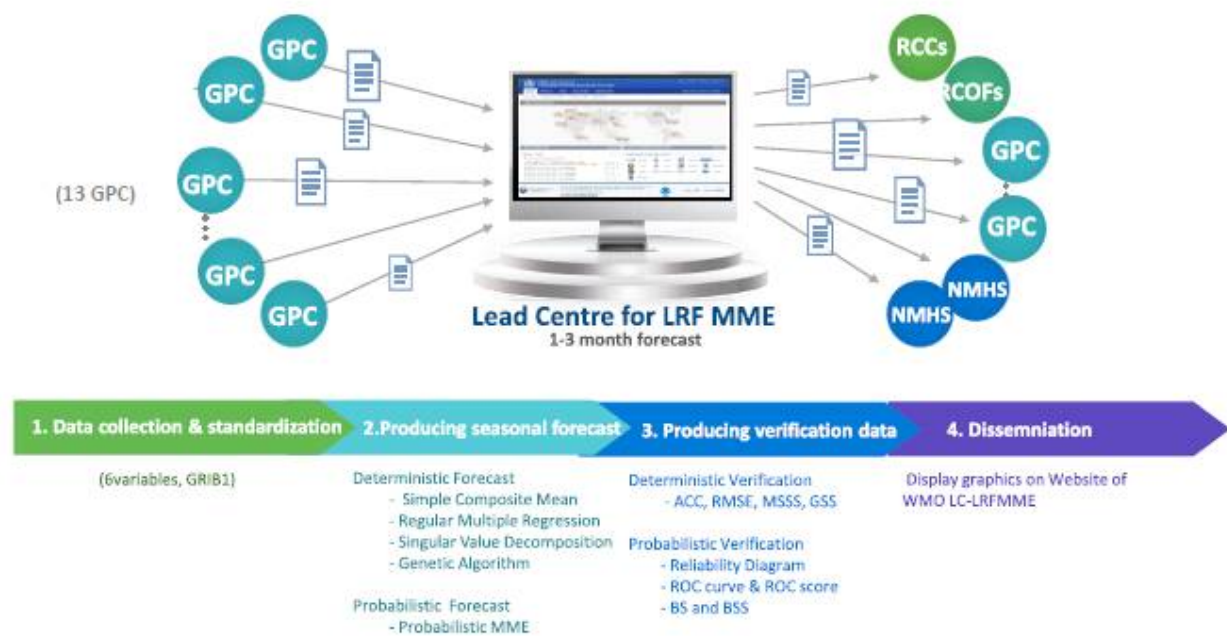


Figure 111. Forecast procedures at WMO LC-LRFMME.

WMO 장기예보 선도센터 자료의 검증은 WMO 장기예보 표준 검증 체계 (WMO Long-Range Forecast Standardised Verification System, WMO LRF-SVS)에 의거하여 수행되고 있다. 결정론적 예측 검증에는 아노말리 상관계수분석(Anomaly Correlation Coefficient, ACC), 평균제곱근오차(Root Mean Square Error, RMSE), MSSS와 Gerrity Skill Score (GSS)가 사용되고 확률 예측의 검증에는 Reliability Diagram, Roc Curve 및 Score, ROC map, Brier Score (BS), Brier Skill Score (BSS)가 이용되고, 자세한 내용은 부록 D에 나타내었다.

WMO 장기예보 선도센터에 참여하는 개별 GPC와 PMME의 실시간 확률 예측 성능을 살펴 보았다 (Figure 112, Figure 113). 각 카테고리별 ROC Score의 시계열 분석에 사용된 예측기간 은 2017년 JFM부터 2020년 OND이다. Figure 112와 Figure 113에서 붉은 실선은 MME를 나타 내며, 각 점들은 개별 GPC를 의미한다. 파란색으로 표시된 점은 ECWMF의 예측 성능을 나타 낸다. T2m의 경우, WMO 장기예보 선도센터에서 생산하는 계절예측 MME는 2020년 여름철에 AN와 BN 카테고리에서 그 예측성능이 급격히 낮게 나타났다. 이러한 특성은 GPC의 예측성능 에서도 동일한 특성을 보이고 있다. 또한 강수에서도 동일한 특성을 보이고 있다. 2020년 여름 철 기온 예측에서 예측성능이 낮게 나타난 것에 대한 보다 상세한 사후 분석이 필요할 것으로 보인다. Table 35와 36은 전구영역과 동아시아 영역에 대한 연도별 ROC Score의 예측성능 (AN, NN, BN카테고리의 평균)을 나타낸다. 전구에 비해 동아시아 영역의 예측성능이 낮게 나 타나며, 연도별 기온 및 강수의 예측력은 ENSO의 발달과 관련되어 있기에 ENSO의 발달 특성 을 고려한 상세 예측력 분석이 필요하다 (Wang et al., 2009; Min et al., 2014). 이에 대한 보다 상세한 분석을 통해 WMO 장기예보 선도센터에서 생산되는 MME 계절예측의 특성을 파악하고 이에 대한 원인을 분석한다면 보다 효율적인 MME 예측 시스템을 개발할 수 있을 뿐만 아니라 MME 예측성 향상 또한 기대할 수 있을 것으로 보인다.

Table 33. Reanalysis data used for verification of real-time forecast.

	NCEP–DOE Reanalysis–1	CAMS OPI	OISST v2
Source	NCEP/CPC	NCEP/CPC	NCEP/CPC
Variable	50hPa GPH (gpm), Sea level pressure (hPa), 2m temperature (K), 850hPa temperature (K)	Precipitation (mm/day)	Sea surface temperature (K)

Table 34. Reanalysis data used for verification of hindcast.

	ERA–interim	GPCP	OISST v2
Source	ECMWF	NASA	NCEP/CPC
Variable	50hPa GPH (gpm), Sea level pressure (hPa), 2m temperature (K), 850hPa temperature (K)	Precipitation (mm/day)	Sea surface temperature (K)

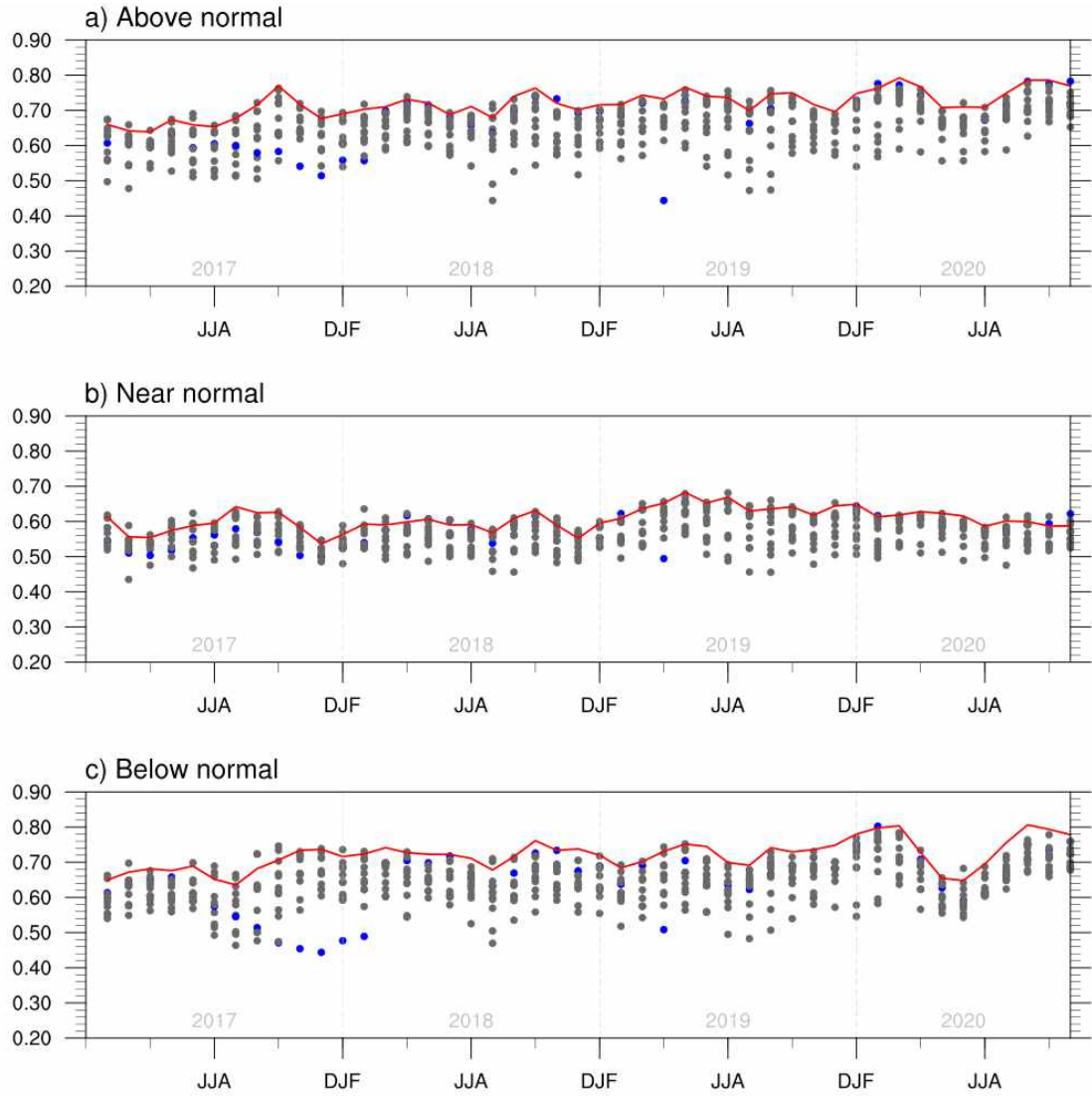


Figure 112. Relative Operating Characteristic (ROC) score aggregated over globe of probabilistic real-time forecast of 2m temperature for three terciles, i.e., a) the above normal, b) near normal and below normal for the period JFM2017-OND2020. ROC score for PMME prediction is indicated by red line. The grey dots indicate the ROC score of the WMO LC-LRFMME individual GPCs and the blue dot indicates ECMWF.

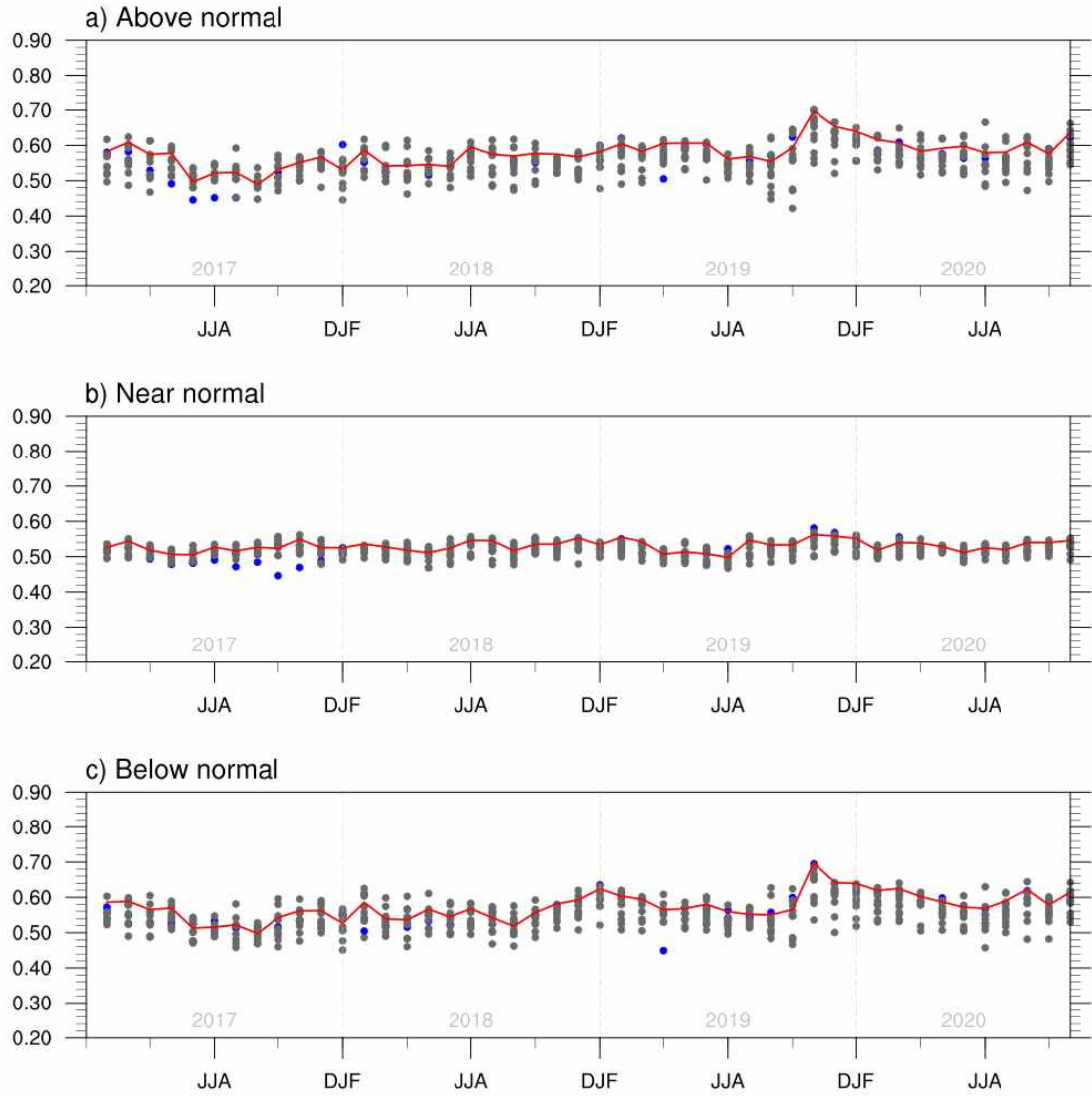


Figure 113. Relative Operating Characteristic (ROC) score aggregated over globe of probabilistic real-time forecast of precipitation for three terciles, i.e., a) the above normal, b) near normal and below normal for the period JFM2017-OND2020. ROC score for PMME prediction is indicated by red line. The grey dots indicate the ROC score of the WMO LC-LRFMME individual GPCs and the blue dot indicates ECMWF.

Table 35. Yearly Relative Operating Characteristic (ROC) score aggregated over globe of probabilistic real-time forecast of 2m temperature and precipitation.

No.	GPC	2015		2016		2017		2018		2019	
		T2M	PREC	T2M	PREC	T2M	PREC	T2M	PREC	T2M	PREC
1	Beijing	0.57	0.49	0.58	0.52	0.58	0.51	0.62	0.53	0.65	0.54
2	CPTEC	0.54	0.53	0.56	0.52	0.55	0.51	0.57	0.50	0.56	0.51
3	ECMWF	0.72	0.60	0.65	0.57	0.56	0.52	0.65	0.54	0.66	0.57
4	Exeter	0.73	0.60	0.68	0.58	0.63	0.54	0.65	0.55	0.67	0.56
5	Melbourne	0.67	0.58	0.62	0.56	0.57	0.52	0.60	0.53	0.61	0.55
6	Montreal	0.66	0.57	0.64	0.57	0.61	0.53	0.64	0.55	0.66	0.57
7	Moscow	0.61	0.53	0.60	0.53	0.58	0.50	0.57	0.51	0.60	0.52
8	Offenbach	—	—	—	—	0.64	0.53	0.64	0.54	0.67	0.56
9	Pretoria	0.59	0.55	0.55	0.54	0.53	0.50	0.55	0.52	0.55	0.53
10	Seoul	0.73	0.60	0.68	0.58	0.63	0.54	0.64	0.55	0.66	0.56
11	Tokyo	0.71	0.60	0.69	0.59	0.66	0.55	0.66	0.56	0.69	0.59
12	Toulouse	—	—	—	—	—	—	—	—	0.68	0.56
13	Washington	0.66	0.59	0.65	0.58	0.62	0.53	0.63	0.56	0.64	0.57
	MME	0.74	0.61	0.69	0.59	0.65	0.54	0.68	0.55	0.70	0.58

※ Montreal : 2014JJA~2016DJF의 경우, Montreal3과 Montreal4의 ROC 평균값

※ Offenbach: 2017SON이후 자료

※ Pretoria: 2015AMJ이후 자료

※ Observation: PREC/CAMS-OPI, T2M/NCEP-R1

※ 2016OND이전은 개별 hindcast사용

※ 2016OND예측부터 공통hindcast기간(1993~2009)사용

※ 전체기간 위도별 가중치 적용

※ ROC값은 AN, NN, BN의 평균값을 의미

Table 36. Yearly Relative Operating Characteristic (ROC) score aggregated over East Asia of probabilistic real-time forecast of 2m temperature and precipitation.

No.	GPC	2015		2016		2017		2018		2019	
		T2M	PREC	T2M	PREC	T2M	PREC	T2M	PREC	T2M	PREC
1	Beijing	0.53	0.51	0.50	0.50	0.54	0.50	0.56	0.56	0.59	0.56
2	CPTEC	0.45	0.54	0.50	0.49	0.54	0.51	0.51	0.51	0.47	0.50
3	ECMWF	0.57	0.62	0.52	0.57	0.60	0.51	0.58	0.56	0.59	0.57
4	Exeter	0.62	0.63	0.54	0.56	0.58	0.49	0.62	0.58	0.60	0.56
5	Melbourne	0.57	0.59	0.55	0.54	0.53	0.50	0.58	0.53	0.58	0.54
6	Montreal	0.56	0.59	0.49	0.57	0.54	0.50	0.59	0.57	0.57	0.55
7	Moscow	0.47	0.55	0.51	0.52	0.56	0.50	0.51	0.52	0.50	0.51
8	Offenbach	—	—	—	—	0.56	0.51	0.59	0.57	0.60	0.56
9	Pretoria	0.55	0.59	0.48	0.55	0.50	0.50	0.50	0.56	0.54	0.56
10	Seoul	0.64	0.65	0.55	0.56	0.59	0.51	0.59	0.58	0.58	0.56
11	Tokyo	0.58	0.61	0.55	0.59	0.61	0.53	0.62	0.57	0.58	0.58
12	Toulouse	—	—	—	—	—	—	—	—	0.62	0.57
13	Washington	0.55	0.63	0.56	0.56	0.58	0.50	0.59	0.58	0.61	0.57
	MME	0.62	0.67	0.54	0.57	0.59	0.51	0.61	0.58	0.60	0.58

※ Montreal : 2014JJA~2016DJF의 경우, Montreal3과 Montreal4의 ROC 평균값

※ ECMWF: 2015~2016년 검증자료생산

※ Offenbach: 2017SON이후 자료

※ Pretoria: 2015AMJ이후 자료

※ Observation: PREC/CAMS-OPI,T2M/NCEP-R1

※ 2016OND이전은 개별 hindcast사용

※ 2016OND예측부터 공통hindcast기간(1993~2009)사용

※ 전체기간 위도별 가중치 적용

※ ROC값은 AN, NN, BN의 평균값을 의미

(3) WMO 장기예보 선도센터 계절 예측 및 검증 시스템 개선



Figure 114. Improvements of operational system at WMO LC-LRFMME in 2020.

(가) GPC 계절예측모델 업데이트 현황

WMO 장기예보 선도센터에 참여하고 있는 GPC는 계절예측의 정확도 향상을 위해 지속적으로 계절예측시스템 개선하고 있다. 각 GPC의 계절예측시스템 개선으로 인한 예측 성능 향상은 WMO 장기예보 선도센터 다중 모델 앙상블 예측성능 향상을 기대할 수 있을 것이다. 2020년에는 GPC CPTEC, Melbourne, Offenbach의 계절예측 시스템이 개선되어 WMO 장기예보 선도센터 다중모델 앙상블 예측 시스템에도 반영되었다. GPC CPTEC은 2020년 6월부터 기후예측 모델이 개선되었으며, GPC Melbourne는 7월부터 POAMA-2.4에서 ACCESS-S로 개선되었다. 또한 GPC Offenbach는 11월부터 기후예측 모델이 변경되었다 (Figure 114).

- GPC CPTEC 계절예측 모델은 2020년 6월에 개선되어 WMO 장기예보 선도센터 다중모델 앙상블 예측시스템에 적용되었다. 개선된 GPC CPTEC의 계절예측 모델은 기존과 동일한 Tier-2의 대기모델시스템이나, 그 해상도가 T62L28에서 T126L42로 증가하였으며 대기모델의 초기장을 NCEP에서 ECMWF의 ERA5 자료로 변경하였다. hindcast 기간은 기존 1979~2010년에서 1981~2010년으로 변경되었으며, 최대 선행시간 6개월까지의 계절 예측 정보를 제공한다. 이에 대한 상세한 정보는 Table 37에서 확인할 수 있다.
- GPC Melbourne 계절예측 모델인 ACCESS-S는 2018년 8월부터 개발되어 시범운영 되었으나, WMO 장기예보 선도센터에는 2020년 7월부터 ACCESS-S의 계절예측 자료를 제공하여 WMO 장기예보 선도센터 다중모델 앙상블 예측시스템에 적용되었다. 기존 POAMA-2.4 계절예측 시스템에서 개선된 ACCESS-S 계절 예측 시스템은 대기와 해양모델의 해상도가 크게 증가하였으며 (대기모델 : T47L17→N216L85, 해양모델 : 약25km), hindcast 기간도 1980~2010년에서 1990~2012년으로 최근의 기후변동성을 반영하고자 하였다. 대기모델의 초기장은 hindcast는 ERA-interim을 forecast는 NWP ACCESS-G자료를 이용한다. 앙상블의 개수는 기존의 33개에서 11개 (10 Perturbed run, 1 central run)로 변경되었으며, 최대 6개월의 선행시간의 자료를 제공한다. 이에 대한 상세한 정보는 Table 38에 나타내었다.
- GPC Offenbach 계절예측 모델은 2020년 11월부터 WMO 장기예보 선도센터 다중모델 앙상블 예측시스템에 적용되었다.

Table 37. Improvements of long-range forecast system from GPC CPTEC.

	December 2009	May 2020
Is it a coupled forecast system?	No	
Is it a Tier-2 forecast system?	Yes. It is an atmospheric model with the persisted SSTs	
Atmospheric model resolution	T62L28	T126L42
Ocean model (if applicable)	NA	
Source of atmospheric initial conditions	NCEP	ERA-5
Source of ocean initial conditions	NA	
If Tier-2, what is the source of SST predictions?	Persisted SST anomaly from NCEP(Reynolds SST OI v2) of the previous month of lead 0	Persisted SST anomaly from NCEP(Reynolds SST OI v2) of the previous month of lead 0
Hindcast period	1979–2010	1981–2010
Ensemble size for the hindcasts	10 ensemble members	
How is the hindcast ensemble configured?	10 different atmospheric initial conditions(lagged approach using 10 daily initial conditions from NCEP)	10 different atmospheric initial conditions(lagged approach using 10 daily initial conditions from ERA-5)
Ensemble size for the forecast	15 ensemble members	
How is the forecast ensemble configured?	15 different atmospheric initial conditions(lagged approach using 15 daily initial conditions from NCEP)	15 different atmospheric initial conditions(lagged approach using 15 daily initial conditions from ERA-5)
Length of forecasts	7 months, from lead 0 to 6	6 months, from lead 0 to 5
Data format	Grib 1	
What is the latest date predicted anomalies for the next month/season become available?	Around the 15th of each calendar month	
How are the forecast anomalies constructed?	Anomalies are not constructed. All individual forecast ensemble members and the corresponding climatology are provided for each forecast month, from lead 0 to 6	All individual forecast ensemble members and the corresponding climatology are provided for each forecast month, from lead 0 to 6, so that anomalies can be computed.
URL where forecast(maps) are displayed	http://clima1.cptec.inpe.br/gpc	
Point of Contact	Dr.Caio Coelho (caio.coelho@inpe.br)	

Table 38. Improvements of long-range forecast system from GPC Melbourne.

	March 2013	August 2018
Is it a coupled forecast system?	Yes	Yes
Is it a Tier-2 forecast system?	No	No
Atmospheric model resolution	Spectral, T47L17	N216 ~ 60km horizontal and 85 vertical levels
Ocean model (if applicable)	ACOM2 Ocean model based on GFDL MOM2: 2° in the zonal direction and in the meridional direction it is 0.5° at the equator and gradually increases to 1.5° near the poles, 25 levels in vertical.	25km horizontal and 75 vertical levels
Source of atmospheric initial conditions	POAMA2.4 is Initialised through an atmosphere/land initialisation (ALI) scheme based on 'nudging' atmospheric fields from Bureau NWP system.	ERA-Interim for the hindcast and operational NWP ACCESS-G for real time
Source of ocean initial conditions	The ocean model is initialised using an ocean data assimilation scheme based on the POAMA Ensemble Ocean Data Assimilation System (PEODAS; Yin et al. 2011).	UKMO
If Tier-2, what is the source of SST predictions?	N/A	N/A
Hindcast period	1980-2010	1990-2012
Ensemble size for the hindcasts	99	11 members for each restart time for the hindcast
How is the hindcast ensemble configured?	A hindcast set was produced from 1960-2010. Initialised on the 1st day of each calendar month, a 10 member, 9-month	10 perturbed members and one central member to the atmospheric model

	forecast has been generated for each of three model configurations of POAMA2. Each member's initial conditions differ only in the ocean state (the atmosphere is the same for all ensemble members) by taking the 10 different initial conditions from the PEODAS assimilation scheme	
Ensemble size for the forecast	33	11 members for seasonal forecasts in real time
How is the forecast ensemble configured?	The real-time forecast system of POAMA2 is similar to that of POAMA1.5, but instead of the single version of the forecast model used in POAMA1.5, there are three versions of the model with different configurations implemented in POAMA2. Each version of the forecast model produces an ensemble of 10 members, and the forecasts from the 3 models are combined to form a 30 member multi-model ensemble. The forecasts are generated twice per month using initial conditions that are valid on the 1st and 15th of the month	
Length of forecasts	9 months	10 perturbed members and one central member to the atmospheric model 6 full months

Data format	netCDF	netcdf
What is the latest date predicted anomalies for the next month/season become available?	The POAMA M24 forecast is updated twice a week.	Two days after the beginning of each month
How are the forecast anomalies constructed?	Departures from the model climate estimated by the hindcast integrations	Based on hindcast climatology
URL where forecast(maps) are displayed	http://poama.bom.gov.au http://www.bom.gov.au/silo/products/poama/ (registered user site)	Poama.bom.gov.au
Point of Contact	Aihong Zhong (A.Zhong@bom.gov.au)	Dr Shuhua Li

(나) 검증시스템 개선 현황

WMO 장기예보 선도센터 계절 예측자료의 검증은 WMO 장기예보 표준 검증 체계 (WMO Long-Range Forecast Standardised Verification System, WMO LRF-SVS)에 의거하여 수행되고 있으나, 확률론적 검증, 특히, 각 그리드를 기준으로 하여 하나의 값으로 합쳐지는 ROCs Curve와 Score, Reliability Diagram의 경우는 위도 가중치 적용하지 않았다. 반면 ACC와 MSSS와 같은 결정론적 예측 검증에는 위도 가중치를 적용하여 검증을 수행해왔다. 그러나 확률론적 검증과정에서도 전구 및 영역 평균 검증 값을 도출하기 위해서는 위도 가중치를 적용해야 보다 객관적인 검증 값을 얻을 수 있다. 예를 들어 WMO 장기예보 선도센터에서 제공하는 기후 예측 자료와 같이 정방형 투영 (equal rectangular projection) 방법으로 제공되는 자료에 대해 위도 가중치를 적용하지 않고 검증을 수행하게 되면 극지역의 검증스코어가 영역평균값에 큰 영향을 주어 최종 산출되는 검증값을 오류를 발생 시킬 가능성이 있다. 현재까지 제공되고 있던 전구 지역의 ROC score 및 Reliability Diagram에는 이를 적용하지 않고 검증이 수행되어 왔다. 이러한 문제점을 개선하여 객관적인 모델 검증을 수행하기 위해 ROC score, Reliability Diagram 등에 위도 가중치를 적용하였다. Figure 115는 ROC score 계산시 사용하는 NCL 코드로 위도별 가중치 적용 부분을 나타낸다. Figure 116과 Figure 117에 위도별 가중치를 적용 전과 후의 ROC score map과 Reliability diagram을 나타내었다.

```
=====
wlat      = probVq0_lat_1
nlat      = dimsize(probVq0_lat_1)
nlon      = dimsize(probVq0_lon_2)

obs_a_on  = new(/nbin,nlat,nlon/, float, default_fillvalue("float"))
obs_n_on  = new(/nbin,nlat,nlon/, float, default_fillvalue("float"))
obs_b_on  = new(/nbin,nlat,nlon/, float, default_fillvalue("float"))
obs_a_off = new(/nbin,nlat,nlon/, float, default_fillvalue("float"))
obs_n_off = new(/nbin,nlat,nlon/, float, default_fillvalue("float"))
obs_b_off = new(/nbin,nlat,nlon/, float, default_fillvalue("float"))

hit_a     = new(/nbin,nlat,nlon/, float, default_fillvalue("float"))
hit_n     = new(/nbin,nlat,nlon/, float, default_fillvalue("float"))
hit_b     = new(/nbin,nlat,nlon/, float, default_fillvalue("float"))
fal_a     = new(/nbin,nlat,nlon/, float, default_fillvalue("float"))
fal_n     = new(/nbin,nlat,nlon/, float, default_fillvalue("float"))
fal_b     = new(/nbin,nlat,nlon/, float, default_fillvalue("float"))

Latwgt    = conform(obs_a_on,cos(3.1415*wlat/180.),1) ; Latitude weighting

do ibin = 0, nbin - 1
  obs_a_on(ibin, :, :) = where((obs_terc .gt. 0.43) .and. (.not.ismissing(fcst_a)),1,0)
  obs_a_off(ibin, :, :) = where(.not.(obs_terc .gt. 0.43) .and. (.not.ismissing(fcst_a)),1,0)
  obs_n_on(ibin, :, :) = where((obs_terc .ge. -0.43) .and. (obs_terc .le. 0.43) .and. (.not.ismissing(fcst_n)),1,0)
  obs_n_off(ibin, :, :) = where(.not.(obs_terc .ge. -0.43) .and. (obs_terc .le. 0.43) .and. (.not.ismissing(fcst_n)),1,0)
  obs_b_on(ibin, :, :) = where((obs_terc .lt. -0.43) .and. (.not.ismissing(fcst_b)),1,0)
  obs_b_off(ibin, :, :) = where(.not.(obs_terc .lt. -0.43) .and. (.not.ismissing(fcst_b)),1,0)
end do

obs_a_on = obs_a_on * Latwgt
obs_a_off = obs_a_off * Latwgt
obs_n_on = obs_n_on * Latwgt
obs_n_off = obs_n_off * Latwgt
obs_b_on = obs_b_on * Latwgt
obs_b_off = obs_b_off * Latwgt
```

Figure 115. Example of NCL script for applying the latitudinal weighting.

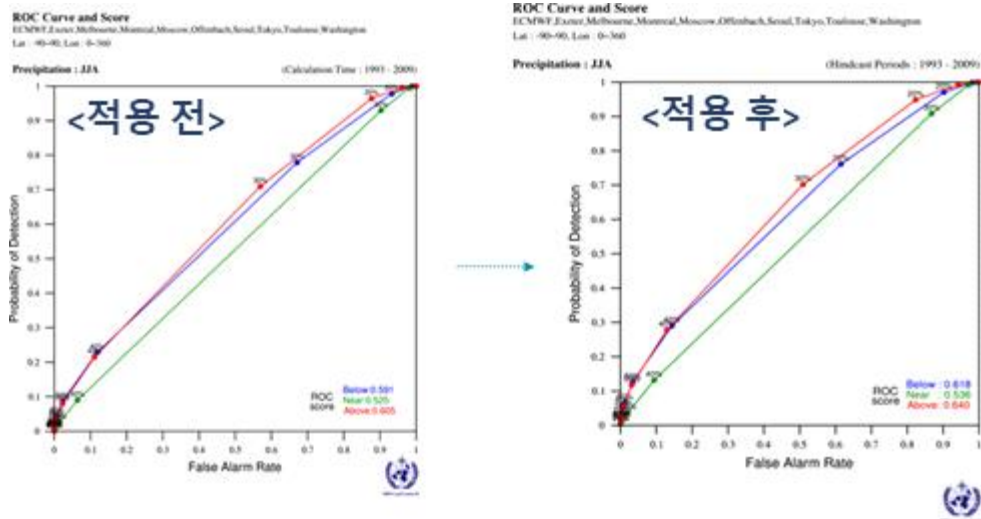


Figure 116. Improvement of verification system (ROC Score).

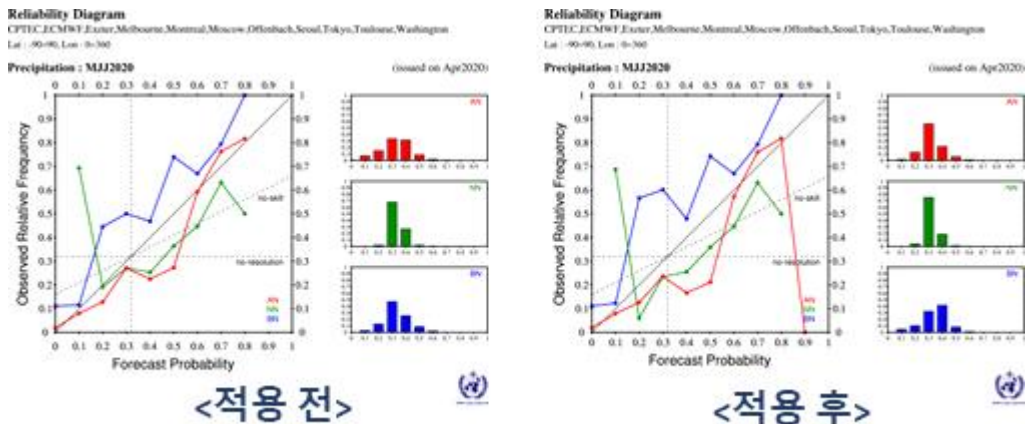


Figure 117. Improvement of verification system (Reliability diagram).

(4) WMO 장기예보 선도센터 계절 예측 자료 제공

(가) 기상청 3개월 전망 지원

기상청은 현재 1개월 및 3개월 전망 발표를 통해 주별·월별 기압계 동향 및 전망, 기온 강수량 예보 등을 발표하고 있으며, 3개월 장기예보 생산을 위해 기상청 계절 예측 현업 모델 뿐만 아니라 다양한 기관에서 생산된 예측 결과를 활용하여 토의하고 있다. WMO 장기예보 선도센터에서 생산하는 3개월 MME 예측자료도 기상청의 3개월 전망을 위한 중요한 참고자료로 활용되고 있다. 따라서 WMO 장기예보 선도센터는 매월 3개월 전망 내부토의만을 위한 다양한 예측 콘텐츠(기온, 강수량, 지위고도)를 생산하여 지속적으로 제공하고 있을 뿐만 아니라 Figure 118과 같이 한반도 영역에 대한 각 개별 GPC 및 MME 예측 결과표를 생산하여 기상청의 3개월 전망 의사결정을 위해 매달 자료를 제공하고 있다. 또한 2020년에는 Figure 119와 120와 같이 한반도 영역에 대한 기온과 강수량에 대한 개별 GPC 및 MME 예측 확률 그래프를

생산하여 제공함으로써 기후예측 생산을 위한 다양한 참고 콘텐츠 확대에 기여하였다.

3 month Outlook (2020Dec-2021Feb)

Issued Date : 2020.11.15

GPCs		2m Temp.						Prec.					
		Dec		Jan		Feb		Dec		Jan		Feb	
GPC	Seoul	0/+		+		+		0/-		0		0	
		43% (0)		60% (+)		55% (+)		46% (0)		EQ		EQ	
	Melbourne	+		+		+		0/-		0/+		0/-	
		52% (+)		67% (+)		54% (+)		52% (0)		51% (+)		51% (-)	
	ECMWF	0		0/+		+		0/-		0/-		0	
		42% (0)		41% (+)		58% (+)		48% (-)		45% (-)		EQ	
	Montreal	0		0/+		+		0/-		0		0/-	
		EQ		EQ		44% (+)		44% (-)		41% (-)		45% (0)	
	Moscow	-		0		0/-		-		0/+		0/+	
		62% (-)		EQ		48% (-)		51% (-)		44% (+)		44% (+)	
	CPTEC	0		+		+		0/-		0		0/-	
		48% (0)		54% (+)		45% (0)		52% (-)		44% (0)		45% (-)	
	Beijing												
	Toulouse	+		+		+		0		0		0	
		53% (+)		52% (+)		58% (+)		42% (-)		EQ		EQ	
	Washington	+		+		+		0/-		-		0/+	
		56% (+)		52% (+)		77% (+)		49% (-)		64% (-)		43% (+)	
	Exeter	+		+		+		0		0		0/-	
		60% (+)		49% (+)		49% (+)		EQ		EQ		42% (-)	
	Tokyo	0		0/-		0		0/-		0/-		0	
		EQ		EQ		EQ		48% (-)		46% (-)		44% (0)	
	Pretoria												
	Offenbach	+		+		+		0/-		0/-		0	
		49% (+)		50% (+)		47% (+)		48% (-)		43% (-)		EQ	
SCM		0/+		+		+		0/-		0		0	
PMME		+		+		+		-		-			
		40%		46%		51%		46%		41%		EQ	
Summary of GPCs except for SCM, PMME		A	5	A	7	A	9	A	0	A	0	A	0
		+N	1	+N	2	+N	0	+N	0	+N	2	+N	2
		N	4	N	1	N	1	N	2	N	5	N	5
		-N	0	-N	1	-N	1	-N	8	-N	3	-N	4
		B	1	B	0	B	0	B	1	B	1	B	0

Figure 118. Example of seasonal outlook table.

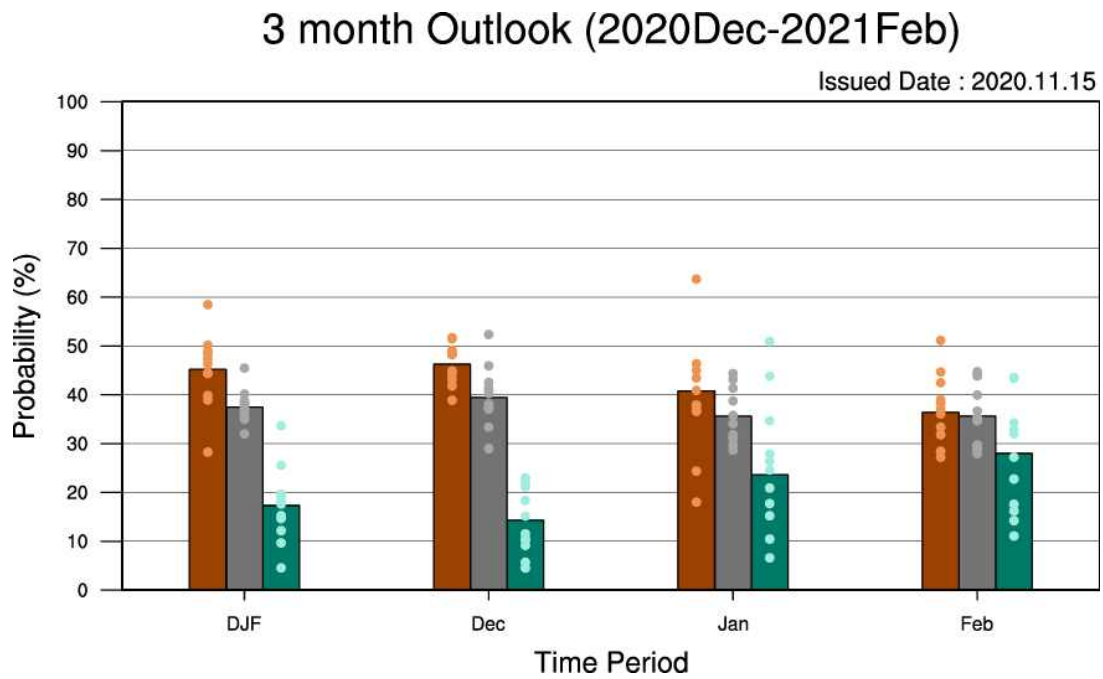


Figure 119. Example of precipitation probability forecast based on WMO LC-LRFMME.

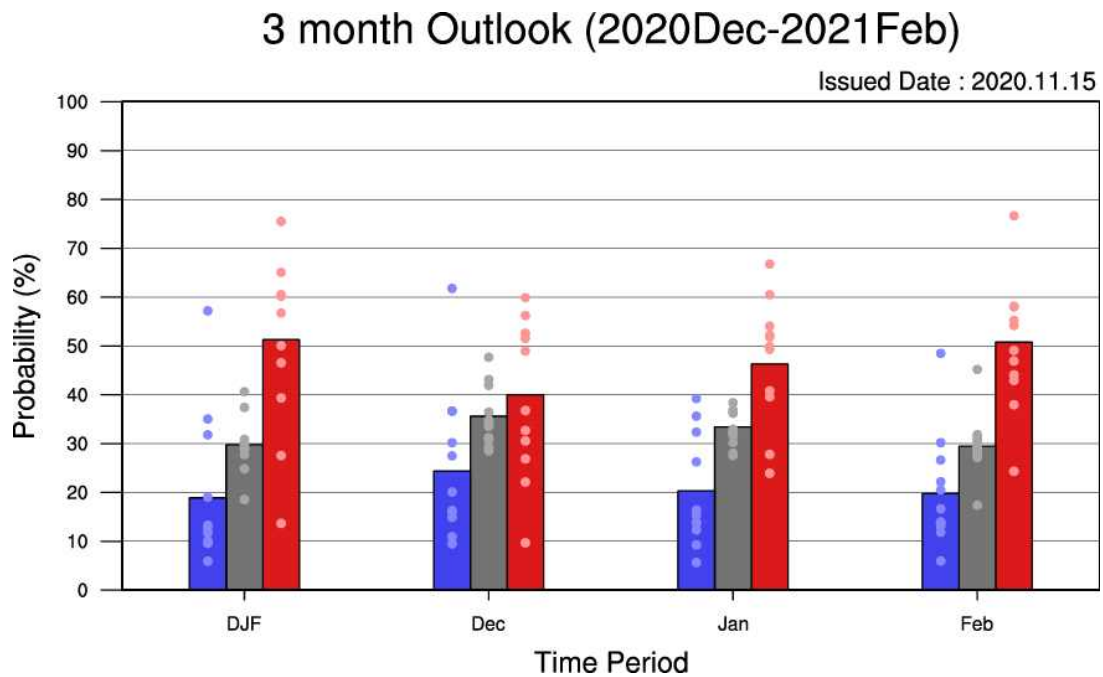


Figure 120. Example of temperature probability forecast based on WMO LC-LRFMME.

또한, WMO 장기예보 선도센터는 WMO 주관으로 지역별 기상청과 전문가들이 합의된 기후 전망을 제시하고, 이와 관련된 다양한 응용 분야 (농업, 식량안보, 수자원, 공중보건 등)의 전문가와 의견을 교환하기 위해 마련되는 다양한 지역기후포럼 (Regional Climate Outlook Forum, RCOF)에 참석한다. 기상청 기후예측과와 APCC는 RCOF회의에서 맞춤형 MME 예측자료를 제공하고 장기예보 선도센터 자료의 활용도를 향상시키고 국제 협력과 장기예보 선도센터의 입지를 강화시키기 위해 노력하고 있다. 이를 위해 2012년부터 매년 다양한 지역기후포럼에 APCC와 기상청의 기후예측과에서 참석하여 WMO 장기예보 선도센터의 MME 예측결과를 지역 전문가들과 공유하고 있으며, 2020년에는 COVID-19이 전 세계적으로 유행하면서 많은 지역기후포럼에 온라인 회의로 진행되었다. WMO 장기예보 선도센터는 총 3개의 지역기후포럼에 MME 기후예측정보를 제공하였다 (Table 39). 상반기에는 아시아 지역의 여름철 기후전망을 위해 개최된 FOCRAII에 WMO 장기예보 선도센터 MME 예측정보를 제공하였으며, FOCRAII는 기상청 기후예측과에서 온라인으로 참석하여 예측정보를 발표하였다. 하반기에는 ASEANCOF-15와 EASCOF-8에 MME 예측자료를 제공하였다. 이 중 ASEANCOF-15는 WMO 장기예보 선도센터에서 직접 온라인 회의에 참석하여 WMO 장기예보 선도센터에서 생산된 MME 계절 예측정보를 발표하고 지역의 각국 기상청 참석자와 세계 유수의 계절 예측 생산 기관의 참석자와 지역의 기후전망에 대한 의견을 공유하고 계절예측 정보 활용 사례를 공유하고 의견을 교환하였다. EASCOF-8은 WMO 장기예보 선도센터의 MME 계절예측 정보를 전자메일로 제공하여 지역별 합의된 기후전망 도출을 위한 참고자료로 활용할 수 있도록 하였다.

Table 39. The list of participating RCOF in 2020.

RCOF	Place	Date
Thirteenth Session of the Forum on Regional Climate Monitoring–Assessment–Prediction for Asia (RAII) (FOCRAII)	Online	7 May, 2020
Eighth Session of East Asia winter Climate Outlook Forum (EASCOF–8)	Online	5 November, 2020
Fifteenth Session of ASEAN Climate Outlook Forum (ASEANCOF–15)	Online	23 November, 2020

(나) GSCU

WMO에서는 자연재해 감소를 위해 지난 10여 년간 El Nino/La Nina Update를 발간하여 열대 태평양의 해수면 온도 변화에 관한 감시·전망 자료를 지속적으로 제공해왔다. 그러나 계절기후에 대한 보다 포괄적인 정보를 제공할 필요성이 제기되어, 제 15회 세계 기상회의에서 최근 기후감시 및 예측 정보를 제공할 목적으로 GSCU (Global Seasonal Climate Update)의 발간을 결정하였다. 이를 지원하기 위해 WMO 장기예보 선도센터는 매 분기 (2월, 5월, 8월, 11월)

에 기후예측정보를 생산하여 GSCU의 기본적인 초안을 제공하고 있다. GSCU 초안의 내용은 아래와 같다.

- WMO 장기예보 선도센터에서는 공통 기간에 대한 각 GPC별 예측 자료
- 결정론적 및 확률론적 MME 기법을 적용한 예측자료 및 Consistency map,
- ACC를 이용한 GPC 및 결정론적 MME의 검증(SST, 2m 기온, 강수, 500hPa의 지위고도, 해면기압)
- ROC map, ROC curve and score, reliability diagram을 이용한 GPC 및 확률론적 MME의 검증자료를 제공(2m 기온, 강수, 500hPa의 지위고도, 해면기압)
- Nino 1+2, Nino3.4, IOD, NTA, STA 지수

2020년 10월부터는 기존에 매 분기별로 제공하던 GSCU 초안 뿐 만 아니라 매달 interim GSCU 발간의 기초 자료를 추가 제공하였다. interim GSCU의 기초 자료는 결정론적 및 확률론적 기법을 적용한 MME 예측자료와 Consistency map, 해수면 온도 자료이며 이러한 기초자료를 토대로 전문가 그룹에서 매달 기후감시 및 예측정보에 대한 의견을 사용자 그룹에 제공하고 있다. 생산된 보고서의 예시는 Figure 121에 나타내었다. 2020년 11월부터 GSCU와 interim GSCU 최종 보고서는 WMO 장기예보 선도센터 홈페이지를 통해 서비스되면서 (Figure 122), 기후감시와 예측정보에 대한 전문가 의견을 포함한 계절기후에 대한 보다 포괄적인 정보를 사용자 그룹은 보다 쉽게 접근할 수 있도록 하였다. 이를 통해 GSCU 발간 팀과의 활발한 교류가 이루어지고, APCC와 WMO 장기예보 선도센터의 입지가 강화되었을 뿐만 아니라 정책결정자와 계절예측 사용자 그룹에 다양한 정보를 제공할 수 있게 되었다.

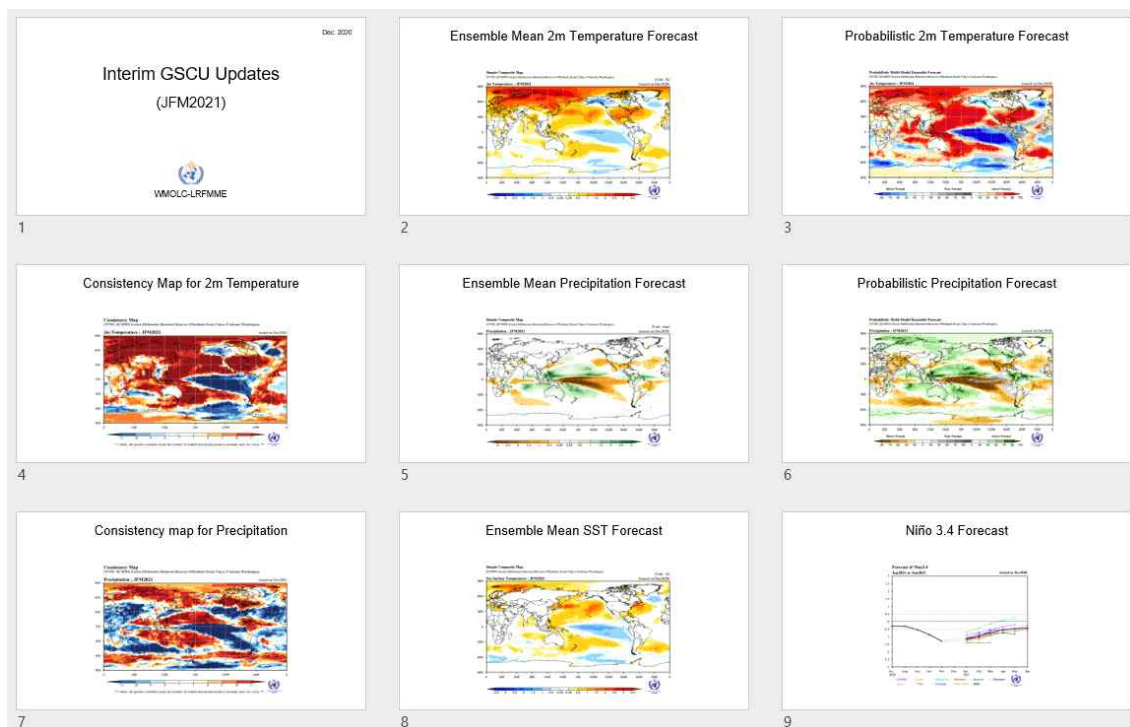


Figure 121. Example of GSCU interim.

**WMO Lead Centre for
Long-Range Forecast Multi-Model Ensemble**

[Home](#)
[About us](#)
[News](#)
[Seasonal](#)
[Related Sites](#)
[WMO Lead Centre for ADCP](#)

[Home > News > GSCU](#)

News

- News
- GSCU**
- System Requirements

GSCU

The WMO Global Seasonal Climate Updates (GSCU) provides the world community global-scale expert assessments of the ongoing and upcoming seasonal climate along with information on robustness of the available forecast signals. The GSCU is intended as guidance for Regional Climate Centres (RCCs), Regional Climate Outlook Forums (RCOFs) and National Meteorological and Hydrological Services (NMHSs). It does not constitute an official forecast for any region or nation. Seasonal outlooks for any region or nation should be obtained from the relevant RCCs or NMHS.

All 2 (Now 1/1)

No	Subject	Writer	Date	Files	Counts
2	WMO Global Seasonal Climate Updates (GSCU) for JFM 2021	Hyun-Ju Lee	2020-12-22		159
1	WMO Global Seasonal Climate Updates (GSCU) for DJF 2020/21	Hyun-Ju Lee	2020-11-27		411

1

Figure 122. Addition of a bulletin board for GSCU on WMO LC-LRFMME website.

(5) 기타 기상청 기후예측과의 협력 사항

APCC와 기상청 기후예측과 간의 원활한 업무 협력을 위해서 매월 초에 지난달 WMO 장기예보 선도센터 운영에 관한 운영 보고서를 작성하여 기상청 기후예측과 및 국립기상과학원 지구환경시스템과 및 미래전략팀에 제공하고 있다. 보고서에는 WMO 장기예보 선도센터 현업 시스템 및 서버 운영상의 특이 사항, 홈페이지 이용 현황 및 WMO 장기예보 선도센터 예측자료 제공 실적 등을 포함하고 있다. 그 중 WMO 장기예보 선도센터 홈페이지의 2020년 월별 이용 현황을 Figure 123에 나타내었다.

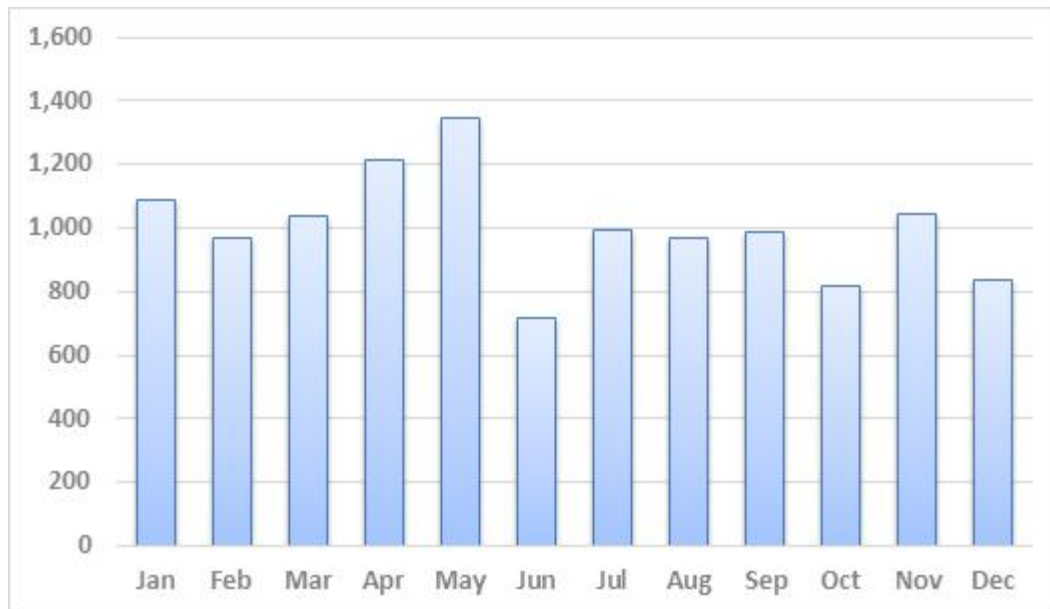


Figure 123. The number of monthly visitors of WMO LC-LRFMME website in 2020.

기상청에서는 「개인정보 보호법」 제 31조제2항제2호(개인정보 처리 실태 및 관행의 정기적인 조사 및 개선), 제6호(개인정보파일의 보호 및 관리·감독)에 따라 개인정보보호 수준 향상과 인식 제고를 위하여 기상청 및 산하기관의 개인정보 관리체계와 침해예방 활동 등을 주기적으로 점검하고 있다 (월, 분기별). 따라서 WMO 장기예보 선도센터 홈페이지의 개인정보처리시스템 접근 권한 및 접속 기록 점검을 매월 그리고 반기별로 수행하여 점검 결과를 기후예측과에 제공하고 있다.

나. WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 시스템 시범 운영

(1) WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 시스템 개발의 개요

극한 기후 현상 등을 보다 정확하고 상세하게 예측하기 위하여 계절 예측정보를 계절내 시간 규모로 확장하는 요구가 국제 사회에서 지속적으로 제기되고 있다. 2011년에 열린 Sixteenth World Meteorological Congress (Cg-XVI)에서는 계절내 시간 규모까지 예측자료를 제공하는 것을 포함하여 WMO 장기예보 선도센터의 역할이 확장될 수 있도록 GPC들의 지원을 요청하였다. 이후 2012년에 개최된 ET-ELRF의 전문가 회의 및 Expert Team on Operational Predictions from Sub-seasonal to Longer-Time Scales (ET-OPSLS) 아래 Task Team 3 (TT3)의 협의 등을 통해 보다 구체적인 계절내 MME 예측을 위한 계획이 수립되었다.

이러한 국제적 협의에 의해 WMO 장기예보 선도센터의 홈페이지에서는 계절예측 자료의 MME 결과 표출뿐만 아니라 계절내 MME 예측결과를 추가로 제공하기 위한 사업을 진행하게 되었다. 2014년에는 계절내 MME 시스템에서 제공할 콘텐츠를 발굴하는 등 사전 조사를 수행하였으며, 2015년에는 3개의 GPC (ECMWF, Tokyo (JMA), Washington (NCEP))의 예측자료를 바탕으로 파일럿 시스템을 구축하였고, 홈페이지에서는 MME 예측 정보만 표출한 바 있다. 2016년도 사업에서는 MME 뿐만 아니라 각 GPC 별 예측 결과를 추가적으로 표출하여 예측자료의 분석 시 보다 다양한 정보를 획득 할 수 있도록 하였다. 또한, 2016년 4월 베이징에서 개최된 WMO 현업장기예보 전문가팀 회의 (the meeting of WMO Joint Commission for Basic Systems (CBS)-Commission for Climatology (CCI) ET-OPSLS)의 TT3 회의 결과에 따라 5개의 GPC (Beijing (CMA), Exeter (UKMO), Melbourne (BoM), Montreal (ECCC), Seoul (KMA))의 참여가 확정되었으며, 예측변수의 추가 등이 결정되었다. 2017년에는 hindcast 기간 연장과 모델 특성변경에 따른 수정, 활용가이드 및 홈페이지 안내페이지 개선, 기후값 계산방법 변경 등을 작업을 수행하였다. 2018년에는 자료수신 속도 향상을 위한 프로그램 개선과 GPC Seoul 예측자료가 안정적으로 제공되면서 MME 예측에 GPC Seoul 예측결과를 포함하였다. 2019년에는 신규 현업 서버로 시스템을 이전하였다.

2020년에도 지속적으로 계절내 MME 예측시스템을 계속적으로 시범운영 하고 있으며, Hindcast 공통기간을 변경하고, 참여모델의 개선에 따른 대응으로 안정적인 현업운영이 이루어지도록 하였다.

(2) WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 시스템의 참여모델 특성

계절내 MME 기후예측자료의 생산에 필요한 각 GPC의 일별예측자료는 현재 ECMWF Sub-seasonal to Seasonal (S2S) data portal (Vitart et al., 2017)로부터 수신하고 있다. 2019년 10월까지 Beijing과 ECMWF, Exeter, Melbourne, Montreal, Seoul, Tokyo, Washington 예측모델을 계절내 MME에 사용하였으며, 현재 Beijing과 Melbourne, Tokyo 등 3개 예측모델은 MME에 사용하지 못하고 있다. Beijing 모델은 2019년 11월부터 hindcast 기간이 2004년에서 2018년으로 변경되었으며, 그로 인해 MME 공통기간이 짧아져서 MME 참여에서 제외하였다. Melbourne 모델은 2020년 9월 25일부터 계절내 예측자료 지원 중단하였다. Tokyo 모델은 2020년 3월에 모델을 개선하였으나, hindcast 자료의 업로드가 완료되지 않아서 잠정적으로 Tokyo 모델 예측

결과를 사용할 수 없다.

현재 사용하고 있는 모델의 특성(2020년 10월 기준)과 사용이 중단되기 전까지 사용된 모델(Beijing과 Melbourne, Tokyo)의 특성을 아래 Table 40에 간략히 나타내었다. Table 40은 각 GPC 별로 forecast 자료를 생산하는 주기와 예측기간, forecast 앙상블 멤버의 수, hindcast 자료의 생산주기, hindcast 앙상블 멤버의 수, hindcast 수행기간을 나타낸 것이다. 계절내 MME 예측에 사용되는 모델의 보다 자세한 설명은 ECMWF S2S data portal 웹사이트의 모델 설명 부분에서 (<https://software.ecmwf.int/wiki/display/S2S/Models>) 확인할 수 있다.

Table 40. Characteristics of GPC data for WMOLC-LRFMME subseasonal prediction.

GPC name (Center)	Forecast Frequency	Forecast Time range	Forecast Ens. Size	Hindcast Frequency	Hindcast Ens. Size	Hindcast length
Beijing (CMA)	daily	0-60 days	4	daily	4	1994-2014
ECMWF (ECMWF)	2/week (Mon,Thu)	0-46 days	51	2/week (Mon, Thu)	11	past 20 years
Exeter (UKMO)	daily	0-60 days	4	4/month (1,9,17,25)	7	1993-2016
Melbourne (BoM)	2/week (Sun,Thu)	0-62 days	33	6/month (1,6,11,16,21,26)	33	1981-2013
Montreal (ECCC)	weekly (Thu)	0-32 days	21	weekly (Thu)	4	1998-2017
Seoul (KMA)	daily	0-60 days	4	4/month (1,9,17,25)	3	1991-2016
Tokyo (JMA)	weekly (Wed)	0-33 days	50	3/month (10,20,last day)	5	1981-2010
Washington (NCEP)	daily	0-44 days	16	daily	4	1999-2010

(3) WMO 장기예보 선도센터 계절내 MME 예측 방법

계절내 MME 예측을 수행하기 위해서 각 GPC의 예측자료의 표준화 과정이 필요하다. Table 40에 나타낸 바와 같이 각 GPC 별 예측자료는 다양한 예측시간과 해상도, 앙상블 크기, 예측주기 등을 가지고 있기 때문이다. 특히 매주 계절내 MME를 구성 하는 각 모델의 예측 시작 시간이 상이하므로 계절내 MME 예측시작 시점을 정하는 것이 중요한 이슈가 된다. WMO 장기예보 선도센터의 계절내 예측 시스템을 처음 구축할 당시에는 MME 참여모델의 선행시간 손실을 최소화하기 위해 MME 예측시작 일을 목요일로 정한 바 있다. 하지만 MME 예측의 시작이 월요일로 정하는 것이 실제 계절내 예측자료의 활용 면에서 더 필요하다고 판단되어 2016년에 예측 시작시간을 변경하였다. 따라서 WMO 장기예보 선도센터에서는 계절내 MME 예측을 월요일에 시작하도록 정하였으며 매주 1회 예측을 수행한다. 이러한 계절내 MME 예측

을 위해 사용되는 각 GPC 모델의 예측시작 시간은 예측자료의 수집에 소요되는 시간을 고려하여 직전 수요일에서 금요일 사이의 GPC 예측결과가 사용된다.

다만 Exeter와 Seoul 예측자료는 1회 예측 시 앙상블 멤버의 수가 4개로 매우 적으며, 개별모델의 확률예측 등을 원활히 계산하기 위해 7일간의 예측결과를 모두 사용하였다. 즉 계절내 MME에 사용되는 Exeter와 Seoul 예측자료는 MME 예측이 시작되기 2주전의 토요일부터 1주전 금요일에 예측된 자료를 평균하여 사용한다.

계절내 MME 예측을 수행함에 있어서 또 하나의 중요한 이슈는 hindcast 자료의 선택과 모델의 기후값 계산 방법이다. Table 40에서 보이는 바와 같이 각 GPC 별로 다양한 주기와 기간의 hindcast 자료를 제공하고 있다. forecast 자료로부터 anomaly 계산을 위해서는 사전에 각 GPC 별로 기후값을 구해야 한다. 매주 예측을 수행하는 계절내 예측의 경우 hindcast 자료 또한 forecast 예측 시작날짜와 동일한 날짜의 자료가 매주 생산되는 것이 이상적이다. 하지만 일부 GPC (Exeter, Seoul)의 경우 매달 고정된 특정날짜를 기준으로 생산된 hindcast 자료를 제공한다. 이러한 GPC간의 차이점에도 불구하고 MME 예측을 위해서는 최대한 유사한 방법으로 각 GPC의 기후값을 계산해야 하며, 계절내 MME 예측에서는 forecast 시작 날짜(월, 일)와 가장 가까운 날짜의 hindcast 자료를 선택하도록 정하였다. 따라서 ECMWF, Montreal, Washington의 자료는 forecast 시작날짜와 동일한 날짜의 hindcast 자료가 선택되며, 그 외 Exeter와 Seoul의 경우 forecast 시작날짜와 가장 가까운 날짜의 hindcast 자료가 선택된다. Exeter와 Seoul 예측자료와 같이 7일간의 예측결과를 합쳐서 사용하는 경우 hindcast 자료의 선택 기준은 가장 마지막 날짜(1주전 금요일)의 forecast 예측 시작날짜로 정하였다. 또한, 기후값 계산 기간은 전체 GPC에서 공통적으로 제공되는 2000년부터 2010년까지 11년(2020년 이전의 예측자료는 1999년부터 2010년까지 12년)의 자료를 사용한다. Table 41은 계절내 MME 예측을 수행함에 있어 forecast와 hindcast 자료의 선택과 관련하여 앞서 설명한 내용을 정리한 것이다.

Table 41. Operational setup for subseasonal MME prediction system.

GPC name (Center)	Forecast Init. Date	Forecast Time range	Forecast Ens. Size	Hindcast Init. Date	Hindcast Ens. Size	Common Hind. period
Beijing (CMA)	2 weeks ago Sat - last Fri	4(10)-45(51) days	28 (4*7)	Same date as fcst	4	2000-2010
ECMWF (ECMWF)	last Thu	5-46 days	51	Same date as fcst	11	2000-2010
Exeter (UKMO)	2 weeks ago Sat - last Fri	4(10)-45(51) days	28 (4*7)	Closest date to fcst	7	2000-2010
Melbourne (BoM)	last Thu	5-46 days	33	Closest date to fcst	33	2000-2010
Montreal (ECCC)	last Thu	5-32 days	21	Same date as fcst	4	2000-2010
Seoul (KMA)	2 weeks ago Sat - last Fri	4(10)-45(51) days	28 (4*7)	Closest date to fcst	3	2000-2010
Tokyo (JMA)	last Wed	5-32 days	50	Closest date to fcst	5	2000-2010
Washington (NCEP)	last Thu	5-39 days	16	Same date as fcst	4	2000-2010

Table 40에서 보인 바와 같이 각 GPC 모델별로 MME 예측에 사용가능한 예측결과의 길이는 4주에서 6주까지 다양하다. WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측은 최대 6주간의 예측을 수행하고 있으며, MME 예측은 참여모델의 일관성을 유지하는 방향보다는 최대한 많은 모델의 예측결과를 사용하는 방향으로 구축을 하였다. 그 결과 2019년 11월 이전에는 4주 예측에서는 8개 GPC의 예측결과를 모두 사용하지만 6주 예측에서는 Table 42에서와 같이 5개만을 사용한다. 2020년 10월 이후로는 Table 43와 같이 3개의 모델이 추가로 줄어들어 4주 예측에 5개 모델만 참여하게 되었다.

Table 42. Participating GPCs in subseasonal MME prediction each forecast before November 2019.

Forecast Time range	Participating GPCs in subseasonal MME prediction
1~4 weeks	Beijing, ECMWF, Exeter, Melbourne, Montreal, Seoul, Tokyo, Washington
5 weeks	Beijing, ECMWF, Exeter, Melbourne, Seoul, Washington
6 weeks	Beijing, ECMWF, Exeter, Melbourne, Seoul

Table 43. Participating GPCs in subseasonal MME prediction each forecast since October 2020.

Forecast Time range	Participating GPCs in subseasonal MME prediction
1~4 weeks	ECMWF, Exeter, Montreal, Seoul, Washington
5 weeks	ECMWF, Exeter, Seoul, Washington
6 weeks	ECMWF, Exeter, Seoul

WMO 장기예보 선도센터에서는 계절내 MME 예측방법으로 SCM 방법과 PMME 방법을 사용한다. SCM 방법은 Eq. [14], Eq. [15]와 같이 각 GPC의 예측결과에 대한 간단한 산술평균 방식이지만 각 모델이 가지고 있는 계통적 오차를 효과적으로 줄여 예측성을 높이는 방법이다 (Krishnamurti et al., 2000).

$$A_i = \frac{1}{M_i} \sum_{m=1}^{M_i} (F_m - \bar{F}_i) \quad [14]$$

$$SCM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i) \quad [15]$$

여기서 i 는 각 GPC를 나타내고, m 은 각 GPC 내 앙상블 멤버이며, A_i 는 각 GPC의 anomaly 앙상블 평균을 뜻한다. M_i 는 각 GPC의 앙상블 멤버 수를 나타내고, F_m 은 앙상블 멤버 각각의 개별 예측결과이며, $\bar{F}_i$ 는 앞서 설명한 각 GPC의 기후값이다. 이렇게 구해진 SCM 결과값은 WMO 장기예보 선도센터 홈페이지를 통해 이미지화 하여 표출되거나 GRIB edition 1 파일 형식으로 제공된다.

PMME는 각 격자점 별로 Above-Normal (AN), Near-Normal (NN), Below-Normal (BN)에 해당하는 이벤트가 발생할 확률을 구한 것이며, 2 meter temperature (T2M)과 total precipitation (PREC)에 대해서만 예측을 수행한다. AN, NN, BN을 구분하는 임계값은 hindcast 결과를 바탕으로 확률밀도함수를 구하고, 함수의 면적을 삼등분 하는 지점을 값으로 한다. 확률밀도함수 fitting 시 T2M은 normal distribution를 따르고, PREC는 gamma distribution를 따르는 것으로 가정하였다. 이렇게 구해진 삼분위 지점 값을 기준으로 각 GPC의 forecast 결과가 각 category에 얼마나 포함되는지 확률을 계산하여 개별모델의 확률 예측 값이 생산된다. PMME는 Eq [16]과 같이 개별모델의 확률의 평균으로 구해지며, 이때 각 모델 간 동일한 가중치를 가진다.

$$P(E_j) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (P(E_j/mdl_i)) \quad [16]$$

여기서 P 는 예측 확률이며, E_j 는 AN, NN, BN 각각의 확률을 의미한다. M 은 PMME에 참여한 GPC의 수이며, mdl_i 은 i 번째 GPC를 의미한다. 또한, $P(E_j/mdl_i)$ 는 개별 GPC의 각각의 경우에 대한 확률을 의미한다.

(4) WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 자료수신 및 시스템 운영

현재 WMO 장기예보 선도센터의 계절내 예측 시스템은 시범운영 중이다. 계절내 예측시스템의 원활한 운영을 위해, APCC는 자료 수신 상태를 실시간으로 모니터링하고, 오류에 대한 대응을 지속적으로 수행하는 등 현업에 준하는 운영을 하고 있다. 먼저 시스템 운영에 기본이 되는 각 GPC의 forecast 및 hindcast 자료는 자료제공 주기에 맞춰 주기적 또는 비주기적으로 수신한다. 또한 예측성 검증에 필요한 관측 자료는 계절내 예측결과 생산에 맞춰 주기적으로 수집한다. 계절내 MME 예측 시스템에서 수신 중인 자료에 대한 보다 자세한 사항은 Table 44에 자료의 목록과 주기, 목적별로 정리하였다. 이러한 절차를 통해 수집된 계절내 예측 자료는 WMO 장기예보 선도센터 운영뿐만 아니라 APCC, 기상청, 그리고 기상과학원의 매주 1개월 전망을 위한 예측 및 사후 분석 자료로 이용되며, 계절내 MME 예측 연구에도 사용되고 있다.

Figure 124은 현재 WMO 장기예보 선도센터 홈페이지에 제공(WMO 전문가 그룹 일부만 확인가능)되고 있는 산출물을 정리한 그림이다. 추가적으로 PMME 예측정보와 DMME 예측정보 외에 개별 GPC의 예측정보 또한 MME 예측과 동일한 형식으로 제공하고 있다. 다만, 검증 정보는 hindcast MME에 대한 결과만을 제한적으로 제공하고 있다.

	Products/Variable	Covering Periods	Charts	Verification scores
Probabilistic MME	- Precipitation 2m Temperature	Weeks 1, 2, 3, 4, 5, 6, 3-4, 5-6, 3-6	Probabilistic maps	- ROC Curve - ROC Score map - Reliability Diagram
Deterministic MME	- Precipitation 2m Temperature - Mean Sea Level Pressure - Geopotential Height at 500hPa 850hPa Wind 200hPa Wind 200hPa Velocity Potential 200hPa Stream Function	Weeks 1, 2, 3, 4, 5, 6, 3-4, 5-6, 3-6	Each variable anomaly map	- Pattern Correlation Coefficient - Root Mean Square Error - Time Correlation Coefficient
Intraseasonal Oscillations	- MJO Need: OLR, U850, U200 - BSISO Need: OLR, U850 - Outgoing Longwave Radiation	42 days	- Hendon and Wheeler Diagram - Hovmöller diagram	- Root Mean Square Error - Correlation Coefficient

Figure 124. The variables and covering periods of graphical products for subseasonal prediction.

Table 44. Used data list for subseasonal MME prediction system.

Data Name	Variable	Download frequency	Purpose
GPCs Forecast	· Sea Surface Temperature · 2 metre Temperature · Mean Sea Level Pressure · Total Precipitation · Outgoing Longwave Radiation · Geopotential Height at 500hPa · U/V wind component at 850 hPa · U/V wind component at 200 hPa	· weekly : ECMWF, Melbourne, Montreal, Tokyo, Washington · daily : Beijing, Exeter, Seoul	· Subseasonal MME prediction
GPCs Hindcast	· Sea Surface Temperature · 2 metre Temperature · Mean Sea Level Pressure · Total Precipitation · Outgoing Longwave Radiation · Geopotential Height at 500hPa · U/V wind component at 850 hPa · U/V wind component at 200 hPa	· First one time : Beijing, Tokyo, Melbourne, Washington · weekly : ECMWF, Montreal, · non periodical : Exeter, Seoul	· Anomaly and PDF calculation
ERA-Interim daily	· 2 metre Temperature · Total Precipitation	· monthly	· Verification
NCEP Reanalysis 1	· 2 metre Temperature · Mean Sea Level Pressure · Geopotential Height at 500hPa · U/V wind component at 850 hPa · U/V wind component at 200 hPa	· weekly	· Verification · ISO monitoring and prediction
NOAA Interpolated OLR	· Outgoing Longwave Radiation	· First one time	· Verification · MVEOF mode calculation
NOAA Uninterpolated OLR	· Outgoing Longwave Radiation	· weekly	· ISO monitoring and prediction

(5) WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측결과 검증

WMO 장기예보 선도센터에서 시범운영 중인 계절내 MME 결과에 대한 검증을 실시하였다. 검증 기간은 2016년 1월 11일부터 2020년 8월 31일 사이에 예측한 것이며, 검증 대상은 개별 GPC 및 MME 예측 결과이다. 2020년 이후 계절내 MME에 참여하지 않는 모델들의 경우와 전체기간 중 일부 누락된 예측자료가 있는 경우에는 해당 날짜에 대한 부분만 검증에서 제외하고 분석하였다. 본 보고서에서 hindcast에 대한 검증을 제시하지 않는 이유는 각 GPC 별로 hindcast 시작 날짜가 다르며 매 예측마다 손실되는 선행시간이 변화되기 때문에 일정한 모델의 예측성을 분석하기 어렵기 때문이다. 반면 forecast 예측결과는 MME 참여를 전제로 예측에서 제외되는 초기 선행시간이 일정하고, 모델별 차이가 적기 때문이다. 또한, hindcast 예측과 forecast 예측에 사용하는 모델의 초기장이 일반적으로 다르게 설정되어 두 방법의 실제 예측

성의 차이가 있으며, 공통 hindcast 기간이 12년(2020년 예측은 11년)으로 짧아서 신뢰도 있는 검증결과를 보장할 수 없기 때문이다.

검증 변수는 T2M과 PREC, MSLP, geopotential height at 500hPa (Z500)이며, 검증 영역으로는 Global 영역에 대한 결과만을 제시하도록 하겠다. 또한, ERA5 자료의 기후값은 계절내 예측 모델의 공통 hindcast 기간과 동일한 1999년부터 2010년까지로 정하였다. 참고로 주별 평균한 예측결과 생산을 위해 예측 시작 기준을 월요일로 정하면서 모델의 실제 예측 시작날짜부터 약 4일 정도의 예측 선행시간 결과가 생략된 검증결과이므로 검증결과의 해석시 예측성이 실제보다 낮은 값일 수 있음에 유의해야 한다.

(가) 계절내 예측결과의 ACC 검증

먼저 전구영역에 대한 ACC 검증을 하였다. Figure 125은 4개 변수의 전구영역 주별 평균 예측결과에 대한 ACC 검증결과를 각 GPC와 SCM 예측결과별로 검증기간 전체에 대해서 평균하여 나타낸 것이다. 변수별로 예측성을 비교해보면 일반적으로 알려진 바와 같이 PREC 변수의 예측성은 다른 변수에 비해 1주 예측에서도 ACC 값이 0.2 이상 낮게 나타났으며, 나머지 세변수의 1주 예측 ACC 값은 0.6에서 0.8 사이로 변수에 차이 없이 비슷한 값으로 시작하였다. 그중에서도 Z500 변수가 1주 예측에서는 모델간의 차이가 적고, 비교적 높은 값을 보였으며, SCM은 0.84, ECMWF는 0.86의 값을 보였다. 기상청의 1개월 전망에서 중요한 3주 예측결과에 대한 ACC 검증 결과를 보면, 예측성이 비교적 우수한 Z500 변수에서 SCM은 0.28, ECMWF는 0.28의 값을 보였고, T2M 변수에서는 SCM은 0.35, ECMWF는 0.35의 값을 나타냈다. 일반적으로 Z500 변수의 예측성이 우수하다고 알려졌으나 전구 영역에 대한 3주 예측 시 변동성이 적고, 예측성이 우수한 적도지역 해수면 온도의 영향으로 장기 예측에서 보다 높은 예측성이 나온 것으로 분석된다.

Figure 125의 모델별 ACC 검증결과를 비교하면, 검은색 실선으로 표시한 SCM과 붉은색 실선으로 표시한 ECMWF 예측의 ACC 검증 결과는 네 변수와 6주의 예측기간 모두에서 다른 모델에 비해 뚜렷하게 높게 나타났으며, 푸른색의 Melbourne과 남색으로 표시한 Beijing 모델은 상대적으로 낮은 ACC 값을 보였다. SCM과 ECMWF 예측결과를 비교하면 예보 1주와 예보 2주에서는 ECMWF 예측결과가 0.02 정도 약간 높게 나타났으며, 예보 3주와 4주에서는 비슷한 값을 보였다. 이러한 특징을 보았을 때, 2주 이상의 계절내 규모의 예측에서 예측성을 향상시키기 위해서는 MME 기법을 활용하는 것도 유용하다는 것을 보여준다. 그 외 모델들의 예측결과는 예보 1주부터 예보 6주까지 상대적으로 비슷한 수준으로 감소하는 경향을 보이는데 Montreal 모델은 다른 모델과 달리 예보 1주에서 높은 예측성을 보이다가 이후 예측기간이 길어지면서 다른 모델 대비 예측성의 감소가 급격한 것으로 나타났다.

Figure 126과 Figure 127는 각 모델 및 변수 별로 검증기간 동안 예측성의 변화 경향을 파악하기 위해 각각 1주와 3주 예측 선행시간의 주별 평균 예측에 대한 ACC 검증 결과를 시계열로 나타낸 것이다. 주 단위로 생성되는 검증결과를 분석에 용이하도록 해당 월별로 평균하여 시계열로 표출하였다. 월별 평균하는 기준은 검증의 대상이 되는 주 평균값의 시작일이 속하는 월을 기준으로 월별 평균을 수행하였으며, 그에 따라 4회에서 5회 예측에 대한 검증결과가 평균되며, 시계열의 시작과 끝은 월 평균되는 검증결과의 수가 그 보다 적을 수 있다.

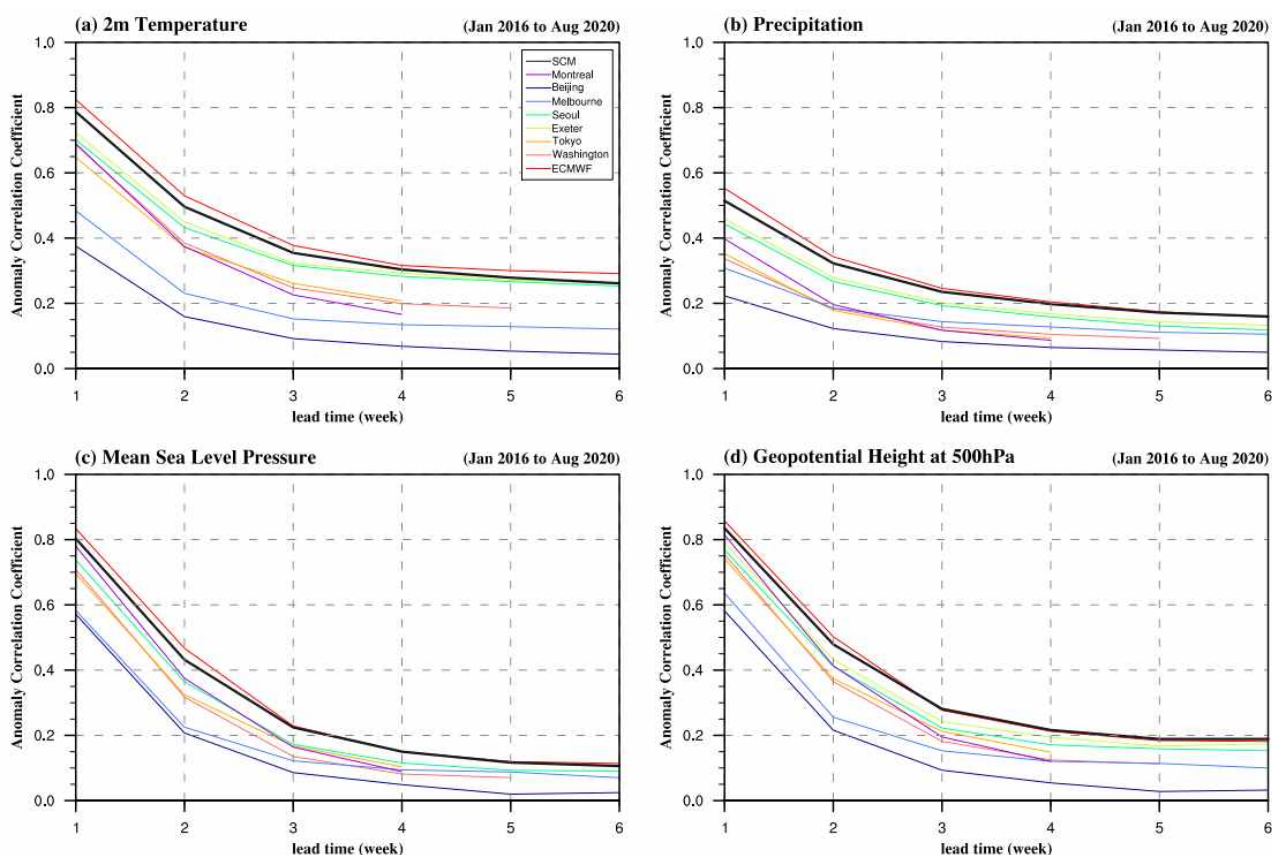


Figure 125. Anomaly correlation coefficient (ACC) of weekly mean real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period Jan 2016 to Aug 2020 over the globe. ACC for SCM prediction is indicated by black line.

Figure 126의 예보 첫째 주 예측성을 보면, 앞서 분석한 바와 같이 ECMWF의 ACC 값이 꾸준히 높은 수준을 유지하고 있으며, 모델간의 격차도 일정하게 유지되는 경향을 보여준다. 또한 강수량 변수를 제외하고는 계절적인 예측성의 특성도 뚜렷하게 나타나지는 않는다. 특히 계절 예측 모델의 예측성 변화경향 분석 시 뚜렷하게 나타나는 ENSO 발달 시기의 예측성이 높아지는 현상이 예측성이 우수한 모델에서는 잘 드러나지 않았다. 다만 PREC 변수에서 겨울철에 ACC 값이 상승하는 경향을 보이며, 예측성이 다소 낮은 모델에서 ENSO 발달 시기(특히 2010년 1월 전후)에 ACC 값이 높아지는 것을 볼 수 있다. Figure 127에서와 같이 예측 선행시간이 3주가 되면, SCM과 ECMWF 예측결과가 전반적으로 가장 높은 ACC 값을 보여준다. 하지만 예측성의 변동 폭이 첫째 주보다 매우 크며 모델간의 예측성 순위 변화도 크게 나타났다. 예보 1주 예측과의 차이점은 모든 모델과 네 변수 모두에서 ENSO가 강하게 발달한 2020년 1월 전후로 예측성이 뚜렷하게 상승하는 모습을 보였다. 그리고 T2M 변수와 PREC 변수가 상대적으로 낮지만 예측 기간의 변화에도 일정한 ACC 값을 유지하는 경향을 보였지만, MSLP와 Z500 변수의 ACC 값은 예측 기간에 따라 그 변화 폭이 큰 것으로 나타났다.

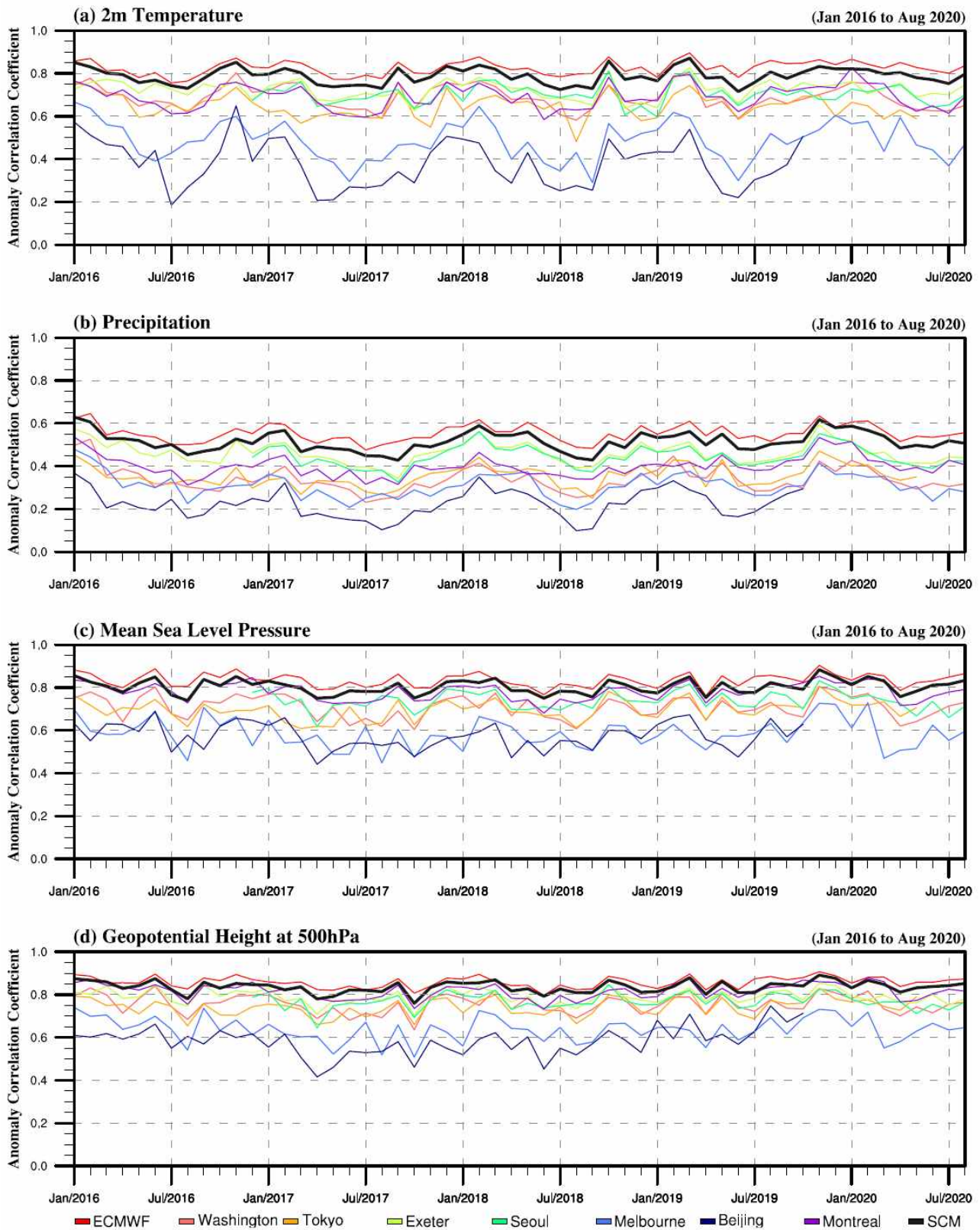


Figure 126. Anomaly correlation coefficient (ACC) of monthly averaged 1 week real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period Jan 2016 to Aug 2020 over the globe. ACC for SCM prediction is indicated by black line.

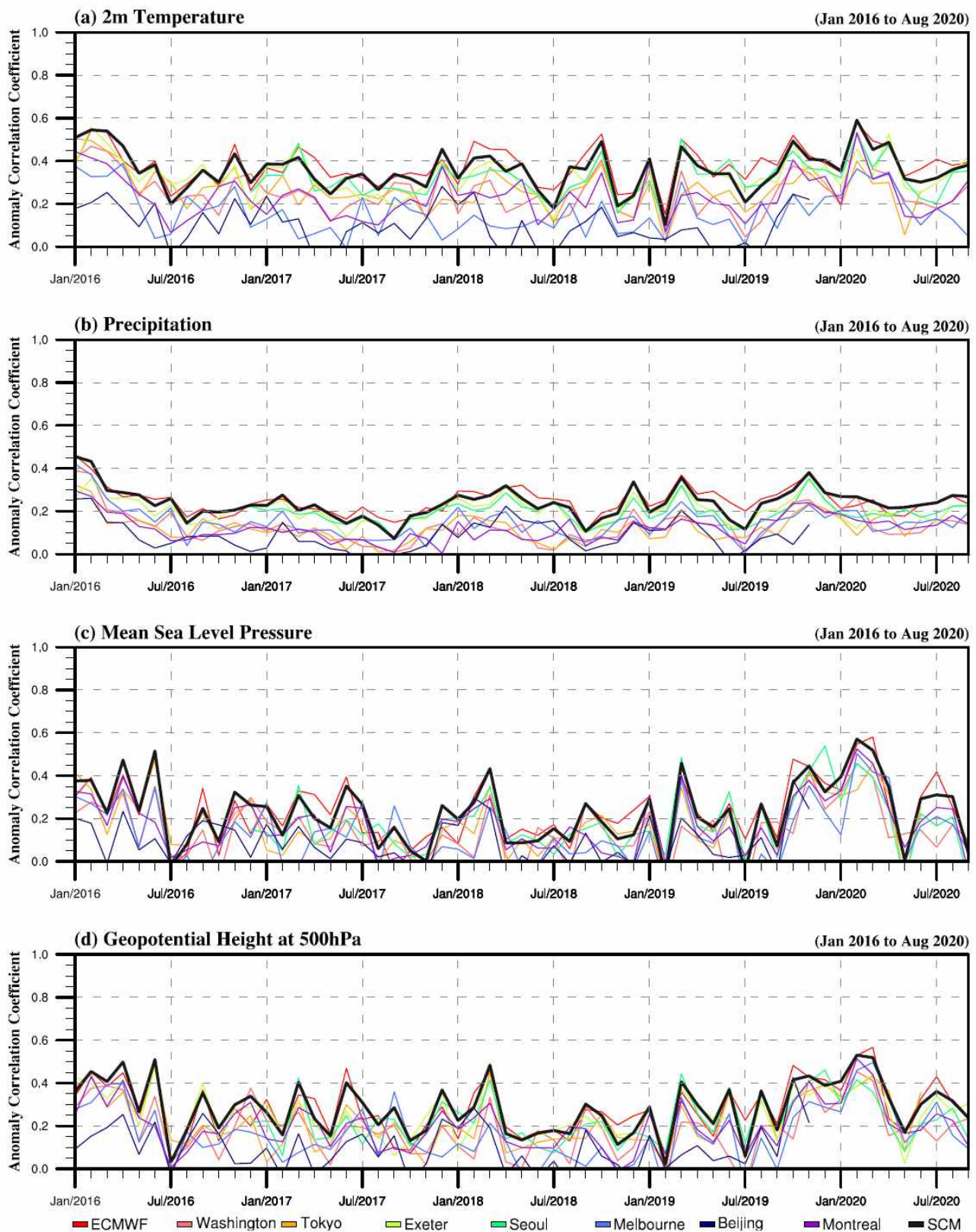


Figure 127. Anomaly correlation coefficient (ACC) of monthly averaged 3 weeks real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period Jan 2016 to Sep 2020 over the globe. ACC for SCM prediction is indicated by black line.

(나) 계절내 예측결과의 RMSE 검증

ACC 검증과 동일한 방법으로 전구영역에 대한 root mean square error (RMSE) 검증 결과를 4개의 변수와 각 GPC 별로 분석하였다(Figure 128). Figure 125의 ACC 검증결과를 뒤집은 것과 비슷하게 예측 초반에는 낮은 RMSE 수치를 보이며, 3주 이후의 RMSE 값이 일정한 수준에서 수렴하는 양상을 보였다. T2M과 PREC 변수에서는 SCM과 ECMWF의 ACC 값이 다른 GPC 모델들보다 뚜렷하게 낮은 값을 보였으며, MSLP와 Z500 변수에서는 그 차이가 비교적 적게 나타났다. T2M과 PREC, MSLP, Z500 모든 변수에서는 1주와 2주 예측에서 ECMWF 예측이 비교적 우수하였으며, SCM은 3주 이상의 예측에서 ECMWF와 비슷하거나 낮게 나타났다.

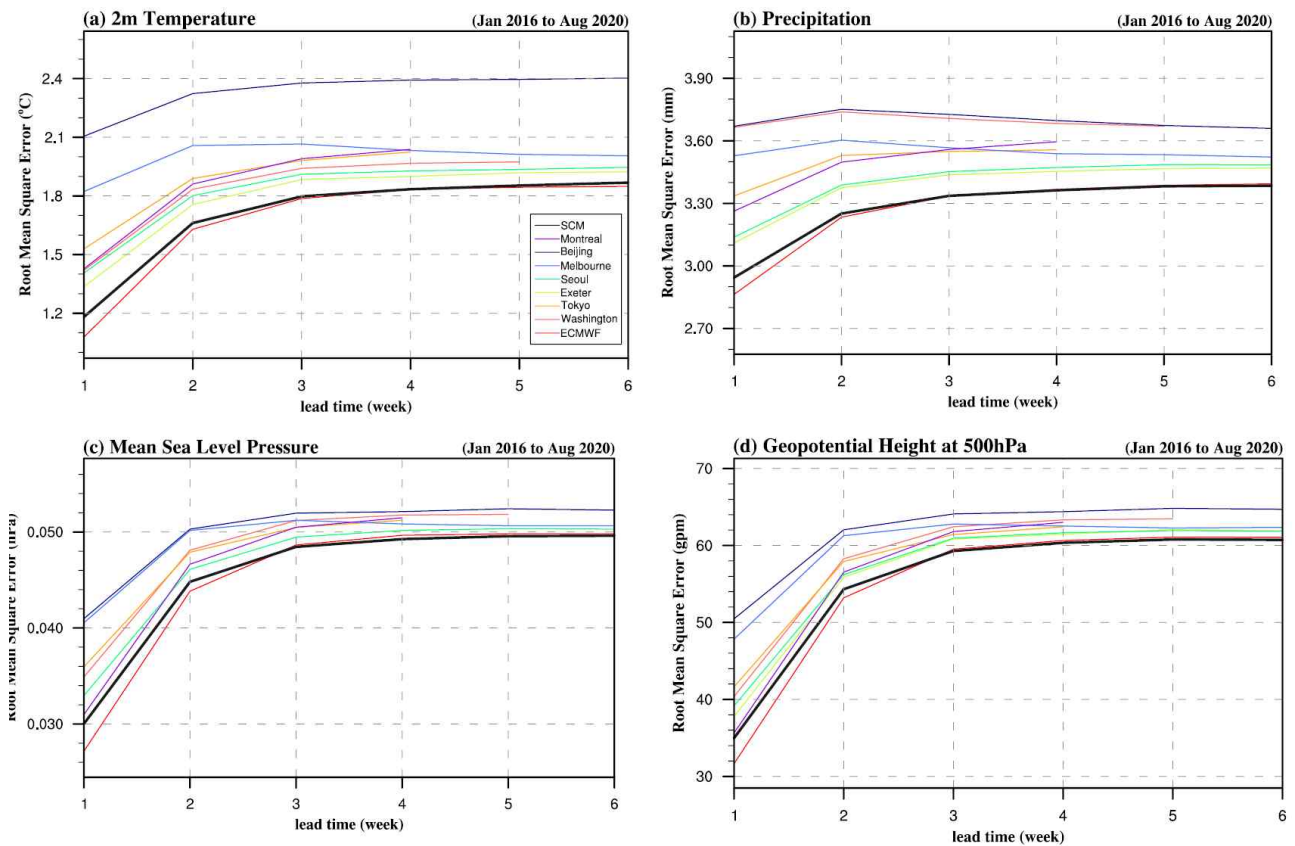


Figure 128. Root mean square error (RMSE) of weekly mean real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period Jan 2016 to Aug 2020 over the globe. RMSE for SCM prediction is indicated by black line.

Figure 129과 Figure 130은 각 모델 및 변수 별로 예측성의 변화 경향을 파악하기 위해 각각 1주와 3주 예측 선행시간의 주별 평균 예측결과에 대한 RMSE 검증 결과를 시계열로 나타낸 것이다. 예측결과 및 검증기준 자료처리 방법은 Figure 126과 동일하게 분석하였다. Figure 129은 1주 예측 선행시간에 대한 RMSE 검증 결과이다. T2M 변수는 북반구 겨울철에 예측성이 뚜렷하게 떨어지는 모습을 보였으며, 다른 변수에서는 계절적인 예측성의 변화는 적었다. ACC 검증과 동일하게 RMSE 값도 계절 예측규모의 검증과 달리 예보 1주에서는 ENSO 변화에 크게

영향을 받는 것으로 보기 어려웠다.

다만, 2016년 1월에는 강한 엘니뇨의 영향으로 T2M의 RMSE 값이 모든 모델에서 낮은 경향을 보였으나, PREC는 다른 기간에 비해 높은 값을 보였다. 계절예측 뿐만 아니라 계절내 규모의 예측에서도 ENSO의 변화에 따라 모델의 예측성이 차이남을 알 수 있다.

Figure 130은 3주 예측 선행시간에 대한 RMSE 검증 결과이다. 모든 변수들이 1주 예측 선행시간에 대한 결과보다 계절적인 영향을 더 받는 것으로 분석된다. T2M은 물론 MSLP와 Z500 변수에서도 북반구 겨울철에 전반적으로 RMSE 값이 높게 나타났다. 또한 예측성이 떨어지는 월에는 모든 모델에서 RMSE 값이 동시에 크게 증가하는 것을 알 수 있다. 특히 이러한 월별 변동은 MSLP와 Z500 변수에서 더욱 뚜렷하게 보였으며, 모델간의 RMSE 차이보다 크게 나타났다. 이것은 현재 계절내 예측모델의 수준에서 3주 이후의 기압계 배치에 대한 예측은 모든 모델에서 어려운 문제로 남아있음을 의미한다. 또 다른 특징으로는 1주 예측과 달리 3주 예측은 계절 예측규모와 동일하게 ENSO 변화에 예측성이 영향을 받는 것으로 분석되었다. 특히 엘니뇨가 발달한 2020년 1월은 다른 해처럼 겨울철이지만 MSLP와 Z500 예측성이 낮아지지 않았다.

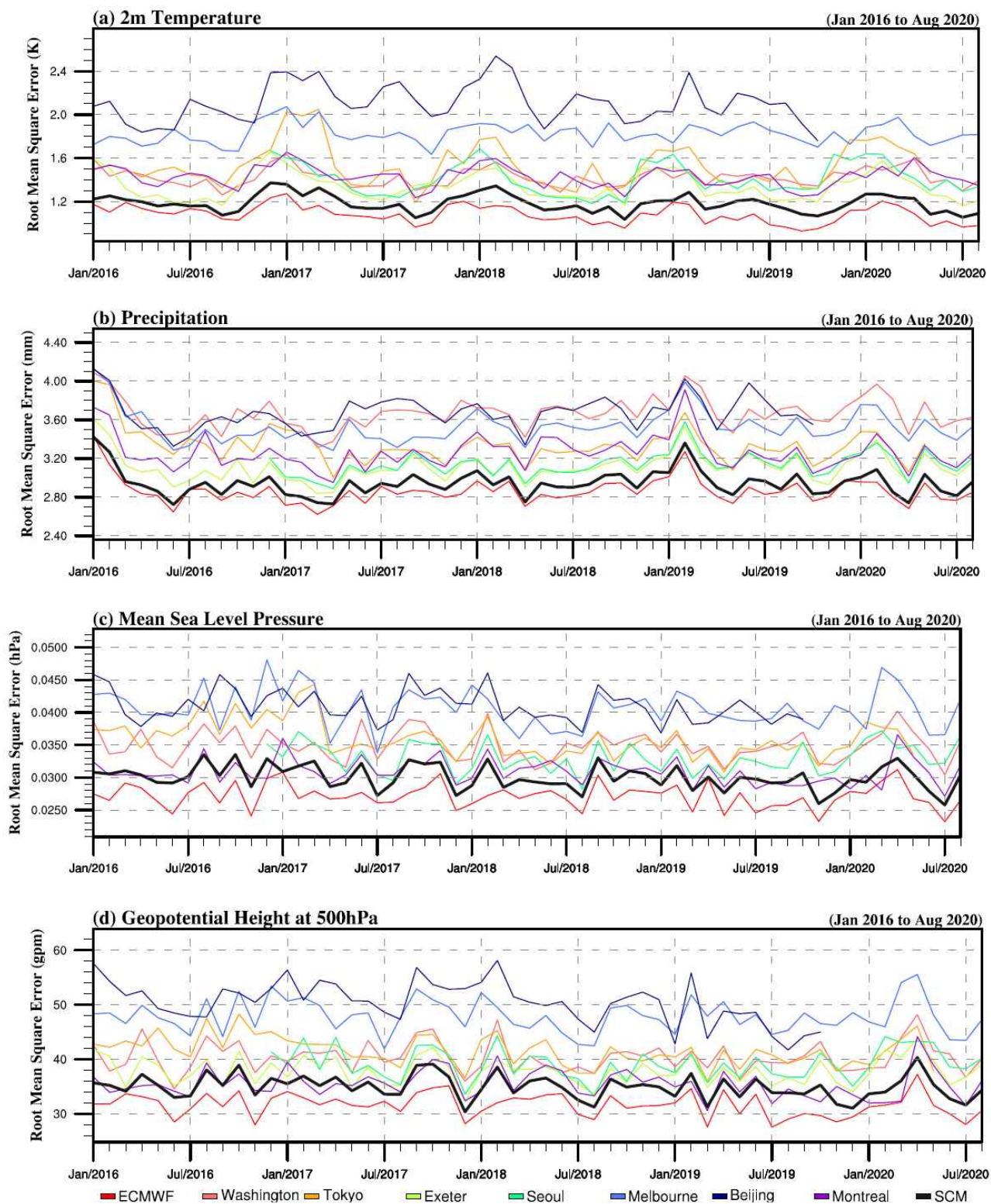


Figure 129. Root mean square error (RMSE) of monthly averaged 1 week real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period Jan 2016 to Aug 2020 over the globe. RMSE for SCM prediction is indicated by black line.

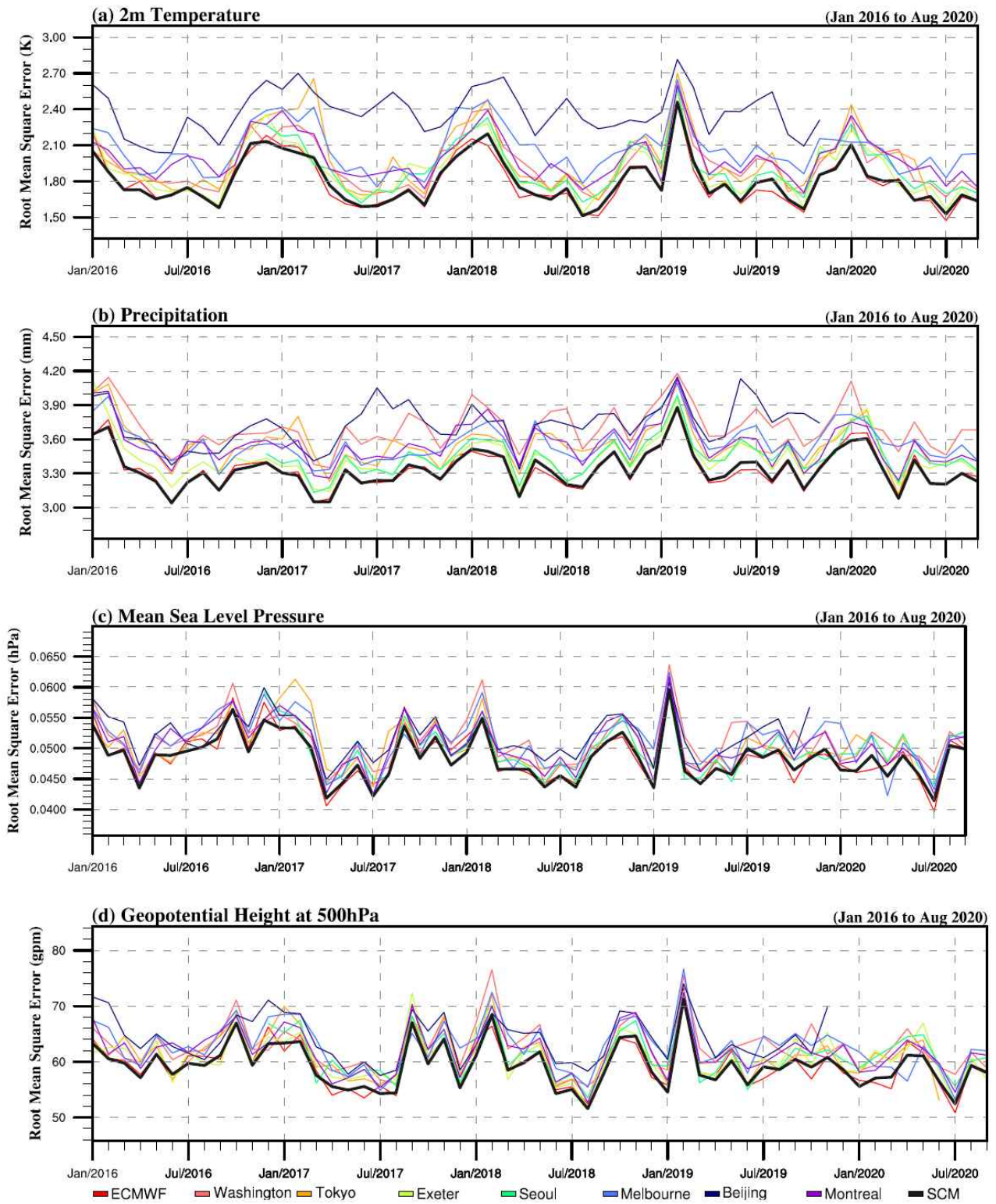


Figure 130. Root mean square error (RMSE) of monthly averaged 3 weeks real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period Jan 2016 to Sep 2020 over the globe. RMSE for SCM prediction is indicated by black line.

다. WMO 장기예보 선도센터 예측 시스템 개선 용역 사업 지원

(1) 목적 및 기대효과

WMO 장기예보 선도센터는 2009년 4월 한국 기상청과 미국 기상청 (GPC Washington)의 공동 운영 형태로 지정되면서 전 세계 13개 GPC가 생산하는 장기 예측자료를 수집·표준화하고, 표준화된 GPC 자료 및 다중모델앙상블 (Multi-Model Ensemble, MME) 예측자료를 WMO 회원국에 제공하는 역할을 수행해 오고 있다. 현재 기WMO 장기예보 선도센터 예측시스템은 자료처리 기술, 웹 시스템 기술, 데이터베이스 기술을 종합적으로 적용하여 운영하고 있으며, 사용자 맞춤형 예측정보 제공 서비스 구현, 기후 모델의 추가 등에 따른 서비스 확대, 최신 기술 적용 및 관리 방안의 개선을 통해 전 세계 WMO 회원국에 장기예보 자료를 제공하는 기본 업무를 보다 안정적으로 수행할 필요가 있다. 또한 WMO 전문가 그룹의 권고사항을 반영한 계절 및 계절내 예측자료 생산 및 표출 서비스를 추진하여 국제 사회에 기여 할 필요가 있다. 이를 위해 2020년 3월부터 10월 3일까지 약 7개월 동안 WMO 장기예보 선도센터 예측 시스템 개선 용역 사업이 진행되었다. 용역사업의 범위는 아래와 같이 크게 3개 구분되어 진행된다.

- WMO 장기예보 선도센터 시스템 고도화
- WMO 장기예보 선도센터 웹서비스 확대
- 웹서비스 표준화 및 사용성 개선

WMO 장기예보 선도센터 예측 시스템 개선 용역 사업 수행으로 WMO 장기예보 선도센터 시스템 개선에 따라 전세계 회원국 사용자에게 안정적으로 품질 높은 서비스를 제공할 수 있을 것으로 보이며, PMME 선행시간 확장 및 계절 내 예측시스템 기후지수 기능 추가를 통해 기후 예측 분석 지원이 강화되며, 이를 통해 WMO 장기예보 선도센터 기후예측 자료 활용도 또한 증대시킬 수 있을 것으로 기대된다. WMO 장기예보 선도센터에 자료를 제공하는 GPC와의 국제적 협업 체계를 강화할 수 있을 것으로 기대된다. 또한 WMO 장기예보 선도센터에 참여하는 GPC의 확대와 모델 변경 이력관리 기능을 개발하고 자료 수집 모니터링 기능을 개선하면서 WMO 장기예보 선도센터 운영자측면에서 시스템 및 예측자료 관리의 체계에 안정성을 확보할 수 있게 되었으며 관리자의 편의성 증대에 기여할 수 있다. 본 용역 사업은 기상청에서 발주하여 APCC의 기술지원을 통해 진행되었다.

(2) 사업 수행 내용

(가) WMO 장기예보 선도센터 시스템 고도화

WMO 장기예보 선도센터 계절예측에 사용되는 GPC의 계절예측자료는 기상청 내에 위치한 수집 서버를 이용하여 수집되어 왔으며, 수집된 자료를 APCC 내의 WMO 장기예보 선도센터 현업 시스템내로 전송하여 예측 시스템을 운영해 왔다. 그러나 기상청의 정보 보안 정책에 따라 몇몇 GPC에서는 WMO 장기예보 선도센터 자료수집 서버에 접근 할 수 없는 등 자료 수집 서버로의 접근과 관리에 어려움이 있었다. 이를 개선하기 위해 본 과업에서는 계절 예측 자료 수집 시스템을 APCC 내에 이전 구축하였으며, 자료 수집 진행 사항을 확인할 수 있는 모니

터링 기능을 개선하는 등 계절예측 자료 수집 시스템을 개선하였다 (Figure 131). 또한 WMO 장기예보 선도센터 참여 GPC 확대와 모델 변경 이력을 관리하기 위한 웹페이지를 개발하고, GPC의 예측 변수 추가 및 모델 변경에 따라 계절 예측 자료 표준화 시스템을 개선하였다. 2019년 용역 사업 추진 결과에 따라 WMO 장기예보 선도센터에서는 WMO 전지구 계절기후 업데이트 (GSCU) 보고서 자동화 시스템을 개발 운영하였으나, 2020년 올해 사업에서는 참여 GPC의 확대 또는 변경, 제공 예측 변수 변경 등 관리자 맞춤형 보고서를 작성할 수 있게 자동화 시스템의 기능을 개선할 수 있도록 GSCU 보고서 자동화 시스템을 고도화하였다.

Figure 131. The improvement for manager in WMO LC-LRFMME in 2020.

이 과업에서는 WMO 장기예보 선도센터 홈페이지에서 제공하는 결정론적 다중모델 앙상블 예측(RMR, SVD, GA)의 선행시간을 3개월에서 최대 6개월로 확장하기 위해 결정론적 다중모델 앙상블 예측 시스템의 개선이 이루어졌다. 이에 따라 기간별, 지정된 영역과 사용자 선택 영역에 대한 예측정보 결정론적 다중모델 앙상블 예측 결과를 제공할 수 있게 되었다. 또한 기존에 기온 및 강수를 포함한 6개 변수에 대한 확률론적 계절 예측 정보를 제공하는 것에 더해 해수면 온도(SST)에 대한 예측 정보를 서비스 할 수 있도록 WMO 장기예보 선도센터 계절 예측 시스템을 개선하였다. 그리고 계절 내 예측 자료의 hindcast 기간을 확장하여 자료를 수집할 수 있도록 시스템을 변경하였으며, 계절 내 예측시스템에서 서비스되고 기후지수의 주별 예측 기능을 추가하여 WMO 장기예보 선도센터 홈페이지 사용자의 요구에 부합할 있게 되었다. 뿐만 아니라 본 과업에서는 WMO 웹서비스 사용자의 요구사항이나 의견을 수렴하여 객관적으로 서비스 수준을 진단하였으며, 필수 항목에 대한 진단 결과의 연도별 추이를 확인할 수 있는 웹페이지를 추가하였다. 웹서비스 수준 진단 결과를 바탕으로 향후 WMO 장기예보 선도센터 웹서비스 개선방안을 제안하여 WMO 장기예보 선도센터 예측정보 활용성 증대에 기여하고자 하였다. 이 과업을 통해 수행된 WMO 장기예보 선도센터 홈페이지 사용자를 위한 웹서비스 확대 항목 중 결정론적 다중모델 앙상블 예측 선행시간 확장과 확률론적 계절 예측 자료 제공에 대한 예시를 Figure 132에 나타냈다.

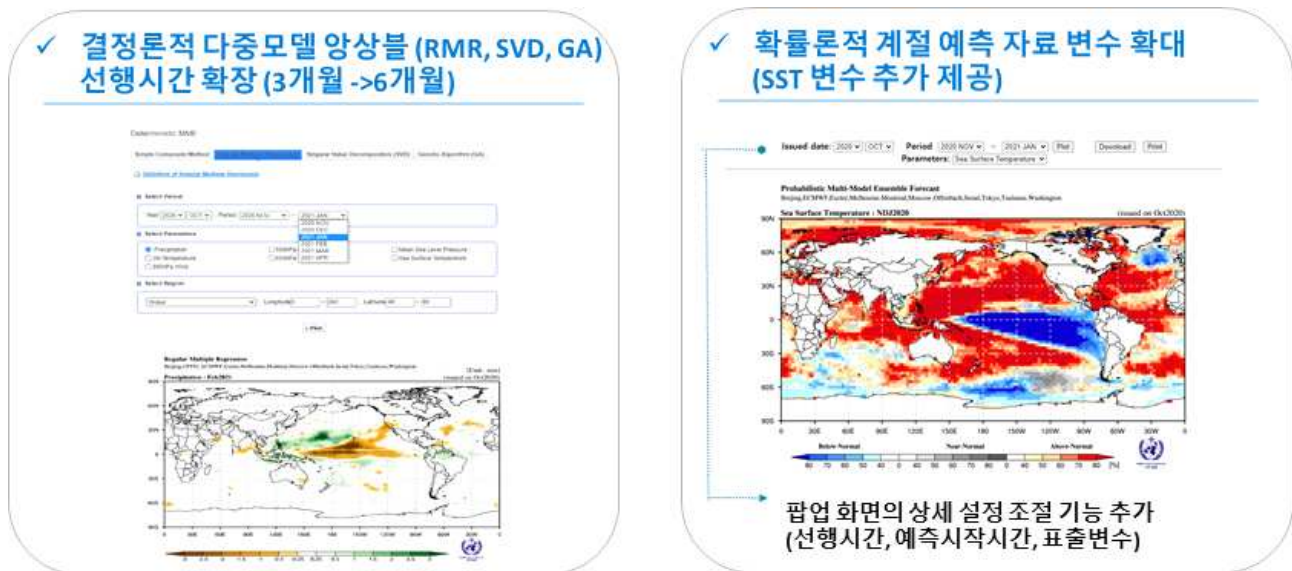


Figure 132. The improvement for website users in WMO LC-LRFMME in 2020.

(다) 웹서비스 표준화 및 사용성 개선

WMO 장기예보 선도센터 홈페이지 서비스는 전 세계 계절 예측 정보 사용자에게 오픈되어 이용되고 있으나, 각 국의 웹 접근 환경이 매우 다양하고 다양한 웹 브라우저나 새로운 기기에서도 올바르게 표시되는 등 웹 접근성과 검색 친화적인 웹사이트 구현, 구조와 표현이 분리되는 등 웹에서 표준적으로 사용되는 기술이나 규칙을 준수할 필요가 있다. 2019년도 개발된 WMO 장기예보 선도센터 홈페이지 서비스의 웹 표준에 맞지 않는 부분을 개선하여 다양한 환경에서의 웹 접근성을 강화시키고자 하였다. WBC 웹 표준 가이드라인의 권고안을 따라 웹페이지의 문법을 선언하고 선언한 문법을 올바른 방식으로 구현, 수정하였으며 HTML 및 CSS 문법을 개선하였다. 또한 WMO 장기예보 선도센터 시스템에 적합한 데이터 베이스 표준명명 규칙을 정의하고, 데이터베이스 모델 구성 요소를 개선·적용하였으며, 표준화된 데이터베이스 명칭 개선에 따라 영향을 받는 WMO 장기예보 선도센터 계절 예측 현업 시스템을 수정하여 데이터베이스 명명 규칙을 표준화하였다. 그리고 관리자의 WMO 장기예보 선도센터 사용자 계정 관리 기능을 강화하고 예측 결과 표출 화면의 상세 설명과 조절 기능을 개선하여 WMO 장기예보 선도센터 웹서비스 사용성을 개선하였다.

5. 요약 및 결론

이 과제는 현업 장기예보 업무에 기여하고자 관측 자료와 모델 자료를 기반으로 다양한 연구를 수행하였다. 각 장의 주요 연구 결과는 아래와 같이 요약할 수 있다.

2장에서는 기후 예측 및 분석 업무에 활용하고자 관측 자료를 바탕으로 우리나라 기후 변동성에 대하여 연구하였다. 먼저 ENSO와 관련한 우리나라 기후 변동성의 특징을 분석하였다. 여름철의 경우 ENSO의 전이 기간으로 ENSO 진화 과정의 특징에 따라서 우리나라 기후 특성이 다르게 나타난다. 엘니뇨에서 라니냐로 전이되는 여름철과, 중립에서 엘니뇨가 발달하는 여름철의 경우 각각 북서태평양 아열대 고기압과 저기압성 순환이 발달해 우리나라에 영향을 미친다. 이 경우 북서태평양 아열대 고기압은 주로 8월에 우리나라에 직접 영향을 미치면서 엘니뇨에서 라니냐로 전이되는 경우 우리나라에 고온 편차를, 중립에서 엘니뇨가 발달하는 경우 우리나라에 저온 편차를 유도한다. 그러나 두 사례 모두 우리나라 7월 기온은 8월과 반대 경향을 나타내어 여름철 내 계절내 변동성이 크게 나타난다. 한편, 라니냐가 지속되거나 엘니뇨가 지속되는 여름철의 경우 열대 서태평양과 동아시아 지역에서 서로 반대의 대기 순환 구조, 즉, PJ 패턴과 유사한 구조가 형성되는데, 라니냐 지속의 경우 동아시아에 고기압성 순환의 영향으로 우리나라에 고온 현상이, 엘니뇨 지속의 경우 반대로 저온 현상이 우세하게 나타난다. 이 경우 7월과 8월 기온이 서로 유사한 경향을 나타낸다. 이와 같이 여름철의 경우 ENSO 진화 과정의 다양성이 우리나라 기후 특성에 영향을 미쳤다면, 겨울철, 특히 1월의 경우 ENSO와 관련된 열대 대류 구조의 다양성이 나타나 우리나라 기후 특성에 영향을 미치는 것을 확인하였다. 주성분 분석을 통해 1월에 나타나는 열대 인도-태평양 지역의 대류 구조를 두 가지로 분류하였는데, 첫 번째는 ENSO와 관련된 전형적인 대류 구조인 Maritime Continent와 열대 중태평양에 중심을 둔 대류 구조인 반면 두 번째는 동인도양에서 대류 억제, 중태평양에서 대류 강화 신호가 나타나는 구조로, 이는 2000년대 중반 이후에 빈번하게 나타나는 대류 구조다. 첫 번째 대류 구조와 관련해서 우리나라는 엘니뇨의 경우 평년과 비슷한 1월 기온이 우세하며, 라니냐의 경우 평년보다 기온이 낮고 건조한 1월 기후 특성이 나타난다. 한편, 최근에 우세하게 나타나는 두 번째 대류 구조와 관련해서 우리나라는 1월에 고온, 건조한 특징이 뚜렷하게 나타난다.

다음으로 우리나라 기온 강수 예측인자들의 예측성을 살펴보고 예측인자와 기온 강수 상관성의 장기변화와 변화가 나타나게 된 원인에 대해 분석하였다. 전체 분석 기간에서 여름철 기온 예측인자는 예측성이 대체로 좋은 편이었으며 6월 기온의 해수면온도 인자, 7월 기온의 500hPa 지위고도 인자, 8월 기온의 강수 인자와 해수면온도 인자가 특히 더 높은 예측성을 보였다. 겨울철 예측인자는 일부만 예측성이 있었고 기온이 낮은 경우를 더 잘 맞춘 경향이 있었다. 예측인자와의 상관성이 높다고 해서 높은 예측성이 보장되지는 않았으며 전체 기간에서는 예측성이 높았어도 최근 10년에서는 잘 맞지 않거나 반대로 최근에 더 좋은 예측성을 보이는 인자도 있어 기간에 따른 변화도 나타났다. 기온과 예측인자의 상관성도 기간에 따라 변화를 보였는데 PDO, AMO와 같은 장주기 변동의 영향과 온난화와 관련된 트렌드, ENSO와 해빙의 변화 등으로 인해 상관성에 변화가 나타난 것으로 분석되었다. 강수 예측인자는 여름철 장마 강수에 대해 살펴보았는데 강수 예측 식에서 예측 성능은 좋았지만 최근에 건조신호를 과하게

모의하는 경향이 있었으며 예측인자 중 북태평양 해수면온도 변화 인자와의 양의 상관성 감소, 북인도양 해수면온도 인자와의 음의 상관성 증가가 다른 인자에 비해 비교적 큰 변화를 보였다. 두 인자의 상관성 변화는 해수면온도 증가 트렌드의 영향으로 보이며, 북인도양 해수면온도 인자는 강수와의 관련성이 실제로 증가했다기보다 최근 해수면온도가 평년보다 따뜻한 경향을 보이면서 상관성이 증가한 것처럼 나타났다. 예측인자의 분석 결과는 계절 전망시 예측인자 정보의 신뢰도를 판단하는데 활용될 수 있으며 상관계수만을 제시했을 때 보다 활용도가 높을 것으로 보인다.

3장에는 기후예측 모델 자료를 기반으로 분석을 수행하였다. 평년기간 변경에 따른 우리나라 기후특성의 변화에 대한 초기정보와 계절 및 계절 내 예측 모델의 예측성 변화 경향을 제시하였다. 새로운 평년기간에서 기온의 월별 평년값은 12월을 제외하고 모든 달에서 상승했고, 주별 평년값도 거의 모든 주에서 상승하였다. 새로운 평년값을 적용한 3분위 판정을 과거 평년값을 적용한 3분위 판정과 비교해보면, 평년보다 기온이 높은 사례는 줄어들고 평년보다 기온이 낮은 사례는 많아지는 것으로 나타나 향후 우리나라 장기예보 예측성에도 영향을 줄 수 있을 것으로 보인다.

최고·최저 기온 정보, 즉 이상 기후 정보를 포함한 새로운 예보 콘텐츠 개발의 필요성이 대두되면서 GloSea5와 ECMWF 모델의 최고, 최저 기온, 일교차의 예측 성능과 폭염 예측 특성을 분석하였다. ECMWF와 GloSea5의 1~6주전 예측에서 최고기온, 최저기온의 RMSE를 비교한 결과 ECMWF가 GloSea5보다 RMSE가 더 낮아 예측성능이 더 좋았다. 최고기온, 최저기온, 일교차의BIAS를 비교한 결과 ECMWF는 모든 주수에서 BIAS가 0에 가까웠다. 그러나 GloSea5에서는 최저기온에 강한 양의 BIAS, 최고기온과 일교차에 강한 음의 BIAS가 있었다. 한반도 폭염 패턴 분석결과 PJ 패턴 폭염 예측은 GloSea5가 ECMWF 보다 예측성이 더 높았다. 그러나 CGT의 경우 ECMWF가 GloSea5보다 더 높았다. 단기 폭염의 경우 캄차카 반도와 베링해에 강한 블로킹 형태의 고기압이 나타나는 특성을 보인 반면 장기 폭염의 경우 해양에서 기인한 다이폴 구조를 나타낸다. 기후예측 모델에서는 해양 기인의 장기 폭염의 예측성이 단기 폭염보다 높게 나타나고 특히 폭염 2주차의 예측성능이 가장 높게 나타났다.

변화하는 예측 환경에 민첩하게 대처할 수 있는, 전문가 가이드 + AI 협업 기반의 ESPreSSO^{v3}를 개발하였다. ESPreSSO^{v3}는 기존 전문가의 적극적인 개입을 전문가-AI 협업 시스템으로 업그레이드하고, 자연어 예보 기능을 획기적으로 강화하였으며, 기후 예측 현황 모식도 제공을 통해 실제 현업 예보 생산에 도움이 될 수 있도록 개발하였다. 이를 통해 기존 현업 예보의 정확도에 비해 월등한 향상을 이룬 선제적인 ESPreSSO^{v3} 시스템을 통해 지난 일 년간 현업 운영을 지원할 수 있었다. 그러나 새로운 다중모델앙상블 조합이 아직 전문가 가이드에 적용되지 않아 내년 새로운 다중모델앙상블의 하인드캐스트가 제공되면 이를 반영하여 추가적으로 예측 성능을 향상시킬 수 있을 것으로 보인다. 즉, ESPreSSO^{v3}의 현재 예측 성능은 현업 예측 수준인 HSS 0-10%에서 크게 향상된 최대 20~40% 수준이기는 하나, 기존 적극적인 전문가 개입을 통한 성능 30~50%보다는 낮은 수준이다. 새로운 앙상블 세트에 기반한 전문가 가이드의 적용과 전문가 오버라이드를 통해 예측성은 추가적으로 향상될 것으로 보인다.

APCC에서는 WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측모델 자료를 바탕으로 기상청 1개월 전

망 예보토의에 직접적으로 지원하는 업무 또한 수행하고 있다. 우리나라의 기온과 강수량 예측에 맞춘 예측시스템을 별도로 운영하며 매주 다양한 예측자료와 기후 감시정보, APCC 내부토의를 거친 1개월 전망 예측결과를 기상청과의 예보토의 시 발표하고 있다. 2020년에는 이 예측시스템을 일부 개선하였으며, 예보관의 의견을 수렴하여 보다 다양한 추가 콘텐츠를 개발하고 예측정보의 활용성을 높이기 위한 개별모델 들의 예측성 검증 결과를 함께 제공하게 되었다. 먼저 겨울철과 여름철 맞춤형 예측 콘텐츠를 개발하여 지원하였으며, 기존 MME에 사용되는 모델 예측결과 외 추가적인 예측자료를 수신하여 예측경향성을 보여주는 콘텐츠 개발하였다. 또한, 최근 20주간의 모델 예측결과와 실제 결과 비교표를 제공하고, APCC 내부에서 예보토의 후 최종 1개월 예측결과를 명시적으로 제공하기 시작하였다. 그리고 계절내 예측 모델 결과를 활용한 3개월 전망시 예측결과를 제공하였다. 계절내 예측모델의 예측성 향상을 위해서는 1개월 전망 모델 예측자료 계산 방법론에 따른 민감도 테스트를 수행하였으며, 이 결과를 토대로 2021년에 예측시스템의 개선을 진행할 예정이다.

4장에는 WMO 장기예보 선도센터 운영에 관한 사항을 기술하였다. WMO 장기예보 선도센터는 전 세계 13개 Global Producing Center (GPC)에서 생산되는 장기예보 자료를 수집하여 표준화하며, DMME와 PMME 기법을 적용하여 얻은 MME 계절예측 결과와 검증 결과를 홈페이지를 통해 디지털 및 그래픽 형태의 자료로 WMO 회원국 및 일반 사용자에게 지속적이고 안정적으로 제공하고 있다. 그리고 보다 안정적인 시스템 운영과 사용자 맞춤형 고품질의 예측 정보를 서비스하기 위해 WMO 장기예보 선도센터 시스템 고도화, 웹서비스 확대와 웹 서비스의 접근성 강화를 위해 웹서비스 표준화 및 사용성 개선이라는 측면에서의 시스템 개선이 수행되었다. 그리고 올해에는 WMO 장기예보 표준 검증 체계에 의거하여 확률 예측 검증 시스템에 위도별 가중치를 적용하여 객관적으로 검증하고 그 결과를 서비스하기 위한 검증 시스템 개선이 이루어졌다. 또한 WMO 장기예보 선도센터의 국제적 위상 증진과 계절 예측 자료의 활용성 증대를 위해 WMO에서 주관하는 다양한 지역기후 포럼에 맞춤형 MME 예측정보를 제공하고 Global Seasonal Climate Update (GSCU) 발간을 지원하였으며, WMO의 계절 예측 전문가 그룹과의 지속적인 소통을 통해 국제적 협업 체계를 강화해 나가고 있다. 이와 같은 WMO 장기예보 선도센터의 국내·외 활동을 통해 WMO 장기예보 선도센터의 역할과 입지를 강화할 수 있을 것으로 기대된다. 본 과제를 통해 보다 효율적이고 안정적인 기후예측 서비스를 정기적으로 제공함으로써 WMO 장기예보 선도센터 기후예측자료의 활용도가 향상될 수 있을 것으로 기대된다.

이와 같이 이 과제에서는 현업 장기예보에 직접적으로 기여할 수 있는 다양한 연구들을 수행하였으며 실제로 연구 결과들은 현업 장기예보 토의에 참여를 통해 활용되었다. 다양한 예보 토의 지원 및 기타 현업 지원에 관한 사항은 부록에 첨부하였다.

사사

o 본 연구는 APCC의 지원을 통해 수행되었습니다.

References

- 권민호 등, 2014: 여름철 동아시아 몬순/장마 계절예측 기술 개발. 기상청
- 권민호 등, 2016: 우리나라 여름철 월별 강수 변동 및 극한 기온 예측 기술 개발. 기상청
- 기상청 기후예측과, 2018: 기후감시 및 분석 기반의 장기예보 가이드라인(III). 기상청, 226 pp.
- 기상청, 2010: 기후변화와 장기예보. 기상청
- 김동식, 2010: 장기예보의 사회·경제적 가치와 서비스 활성화 방안. 기상기술정책, 3권 3호, 34-43.
- 우성호, 2016: 한반도 겨울철 기온 계절예측을 위한 기후인자 선정 및 동계 모델 개선. APCC 연구보고서, 2016-17, ISBN 979-11-5698-168-8
- Ahn, J.-B., and J. Lee, 2016: A new multimodel ensemble method using nonlinear genetic algorithm: An application to boreal winter surface air temperature and precipitation prediction. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **121**, 9263-9277, doi:10.1002/2016JD025151.
- Alexander, M.A., I. Bladé, M. Newman, J.R. Lanzante, N. Lau, and J.D. Scott, 2002: The atmospheric bridge: The influence of ENSO teleconnections on air-sea interaction over the global oceans. *Journal of Climate*, **15**(16), 2205-2231. [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2002\)015<2205:TABTIO>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2002)015<2205:TABTIO>2.0.CO;2)
- Arguesz, A., I. Durre, S. Applequist, R. S. Vose, M. F. Squires, X. Yin, R. R. Heim, and T. W. Owen, 2012: NOAA' s 1981-2010 U.S. Climate Normals: An Overview. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **93**, 1687-1697, <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00197.1>.
- Battisti, D.S., and A.C. Hirst, 1989: Interannual variability in a tropical atmosphere-ocean model: Influence of the basic state, ocean geometry and nonlinearity. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **46**(12), 1687-1712. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1989\)-46<1687:IVIATA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1989)-46<1687:IVIATA>2.0.CO;2)
- Blackport, R., J. A. Screen, K. van der Wiel, and R. Bintanja, 2019: Minimal influence of reduced Arctic sea ice on coincident cold winters in mid-latitudes. *Nat. Climate Change*, **9**, 697-704, <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0551-4>.
- Capotondi, A., A.T. Wittenberg, M. Newman, E. Di Lorenzo, J.Y. Yu, P. Baraconnot, ... and F.F. Jin, 2015: Understanding ENSO diversity. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **96**(6), 921-938. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-13-00117.1>
- Chen, M., and T. Li, 2018: Why 1986 El Niño and 2005 La Niña evolved different from a typical El Niño and La Niña. *Climate Dynamics*, **51**(11-12), 4309-4327.

<https://doi.org/10.1007/s00382-017-3852-1>

- Choi, N., M.I. Lee, D.H. Cha, Y.K. Lim, and K.M. Kim, 2020: Decadal changes in the interannual variability of heat waves in East Asia caused by atmospheric teleconnection changes. *Journal of Climate*, **33**(4), 1505–1522. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-19-0222.s1>.
- DiNezio, P.N., and C. Deser, 2014: Nonlinear controls on the persistence of La Niña. *Journal of Climate*, **27**(19), 7335–7355. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00033.1>
- Ding, Q., and B. Wang, 2005: Circumglobal teleconnection in the Northern Hemisphere summer. *J. Clim.*, **18**(17), 3483–3505, <https://doi.org/10.1175/JCLI3473.1>.
- Feng, J., P. Liu, W. Chen, and X. Wang, 2015: Contrasting Madden–Julian Oscillation activity during various stages of EP and CP El Niños. *Atmospheric Science Letters*, **16**(1), 32–37. <https://doi.org/10.1002/asl2.516>
- Graham, R. J., and Coauthors, 2011: Long-range forecasting and the Global Framework for Climate Services. *Climate Res.*, **47**, 47–55, doi:<https://doi.org/10.3354/cr00963>.
- Guo, Y., Z. Wen, R. Wu, R. Lu, and Z. Chen, 2015: Impact of tropical Pacific precipitation anomaly on the East Asian upper tropospheric westerly jet during the boreal winter. *Journal of Climate*, **28**(16), 6457–6474. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00674.1>
- Ham, H.-J. D.-J. Won, and Y.-S. Lee, 2017: Performance Assessment of Weekly Ensemble Prediction Data Seasonal Forecast System with High Resolution. *J. Atmos. Sci.*, **27**(3), 261–276.
- Heo, S.-I., Y.-K. Hyun, Y. Ryu, H.-S. Kang, Y.-J. Lim, Y. Kim, 2019: An assessment of applicability of heat waves using extreme forecast index in KMA climate prediction system (GloSea5). *Atmos.*, **29**(3), 257–267.
- Holland, J. H., 1975: *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*, Univ. Michigan Press, 228 pp.
- Huang, B., P.W. Thorne, V. F. Banzon, T. Boyer, G. Chepurin, J. H. Lawrimore, ... and H.M. Zhang, 2017: Extended reconstructed sea surface temperature, version 5 (ERSSTv5): upgrades, validations, and intercomparisons. *Journal of Climate*, **30**(20), 8179–8205. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-16-0836.1>
- Huang, R., J. Chen, L. Wang, and Z. Lin, 2012: Characteristics, processes, and causes of the spatio-temporal variabilities of the East Asian monsoon system. *Advances in Atmospheric Sciences*, **29**(5), 910–942. <https://doi.org/10.1007/s00376-013-0001-6>
- IPCC, 2007, Climate Change 2007 : *The Physical Science Basis, Summary for Policymakers, Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental*

Panel on ClimateChange. Cambridge University Press, Cambridge,

- IPCC, 2014: Climate Change 2014: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the FifthAssessment Report of the Intergovernmental Panel onClimate Change.
- Jeong, J.H., C.H. Ho, B.M. Kim, and W.T. Kwon, 2005: Influence of the Madden-Julian Oscillation on wintertime surface air temperature and cold surges in East Asia. *Journal of Geophysical Research: Atmosphere*, **110**(D11). <https://doi.org/10.1029/2004JD005408>
- Jin, F.F. 1997: An equatorial ocean recharge paradigm for ENSO. Part 1: Conceptual model. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **54**(7), 811-829. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1997\)054<0811:AEORPF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1997)054<0811:AEORPF>2.0.CO;2)
- Kanamitsu, M., W. Ebisuzaki, J. Woollen, S.K. Yang, J. Hnilo, M. Fiorino, and G.L. Potter, 2002: Ncep-doe amip-2 reanalysis (r-2). *Bulletin of American Meteorological Society*, **83**(11), 1631-1643. <https://doi.org/10.1175/BAMS-83-11-1631>
- Kim, G., J. B. Ahn, V. N. Kryjov, S. J. Sohn, W. T. Yun, R. Graham, and J. P Ceron, 2016: Global and regional skill of the seasonal predictions by WMO Lead Centre for Long-Range Forecast Multi-Model Ensemble. *Int. J. Climatol.*, **36**, 1657-1675.
- Kim, J.W., S.I. An, S.Y. Jun, H.J. Park, and S.W. Yeh, 2017: ENSO and East Asian winter monsoon relationship modulation associated with the anomalous northwest Pacific anticyclone. *Climate Dynamics*, **49**(4), 1157-1179. <https://doi.org/10.1007/s00382-016-3371-5>
- Kim, J.-Y., and K.-H. Seo, 2014: The development of Ensemble Statistical Prediction Model for Changma precipitation. *Korean Meteor. Soc.*, **24**, 533-540, doi:10.14191/Atmos.2014.24.4.533 (in Korean with English abstract).
- Kim, J.-Y., K.-H. Seo, J.-H. Son, and K.-J. Ha, 2017: Development of Statistical Prediction Models for Changma Precipitation: An Ensemble Approach. *Asia-Pac. J. Atmos. Sci.*, **53**(2), 207-216, DOI:10.1007/s13143-017-0027-2
- Kim, M.K., J.S. Oh, C.K. Park, S.K. Min, K.O. Boo, and J.H. Kim, 2019: Possible impact of the diabatic heating over the Indian subcontinent on heat waves in South Korea. *International Journal of Climatology*, **39**(3), 1166-1180. <https://doi.org/10.1002/joc.5869>
- Kim, Y.-J., H.-S. Kim, Y.-K. Kim, J.-K. Kim, and Y.-M. Kim, 2014: Evaluation of thermal environments during the heat waves of summer 2013 in Busan metropolitan area, *Int. J. Environ. Sci. Technol.*, **23**(11), 1929-1941 (in Korean).
- Kirtman, B. P., and Coauthors, 2014: The North American Multi-Model Ensemble (NMME): Phase-1, seasonal-to-interannual prediction; phase-2, toward developing intraseasonal prediction. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, in press.

- Krishnamurti, T. N., C. M. Kishtawal, Z. Zhang, T. LaRow, D. Bachiochi, C. E. Williford, S. Gadgil, and S. Surendran, 2000: Multimodel ensemble forecasts for weather and seasonal climate. *J. Climate*, **13**, 4196–4216.
- Kug, J.S., F.F. Jin, F.F., and S.I. An, 2009: Two types of El Niño events: cold tongue El Niño and warm pool El Niño. *Journal of Climate*, **22**(6), 1499–1515. <https://doi.org/10.1175/2008JCLI2624.1>
- Kwon, M., J.-G. Jhun, B. Wang, S.-I. An, and J.-S. Kug, 2005: Decadal change in relationship between east Asian and WNP summer monsoons. *Geophys. Res. Lett.*, **32**, L16709, doi:10.1029/2005GL023026.
- Lee, S.-E., and K.-H. Seo, 2013: The development of a statistical forecast model for Changma. *Wea. Forecasting*, **28**, 1304–1321, doi:10.1175/WAF-D-13-00003.1.
- Lee, S.-H., and K.-M. Lee, 2008: The distribution of natural disaster in mountainous region of Gangwon-do. *J. Korean Geogr. Soc.*, **43**, 843–857 (in Korean with English abstract).
- Lee, S.K., P.N. DiNezio, E.S. Chung, S.W. Yeh, A.T. Wittenberg, and C. Wang, 2014: Spring persistence, transition, and resurgence of El Niño. *Geophysical Research Letters*, **41**(23), 8578–8585. <https://doi.org/10.1002/2014GL062484>
- Lee, W.-S., and M.-I. Lee, 2016: Interannual variability of heat waves in South Korea and their connection with large-scale atmospheric circulation patterns. *Int. J. Climatol.*, **36**, 4815–4830, doi:10.1002/joc.4671.
- Lengaigne, M., E. Guilyardi, J.P. Boulanger, C. Menkes, P. Delecluse, P. Inness, ... and J. Slingo, 2004: Triggering of El Niño by westerly wind events in a coupled general circulation model. *Climate Dynamics*, **23**(6), 601–620. <https://doi.org/10.1007/s00382-004-0457-2>
- Liebmann, B., and C. A. Smith, 1996: Description of a complete (interpolated) outgoing longwave radiation dataset. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **77**(6), 1275–1277.
- Lin, J. S., B. Wu, and T. J. Zhou, 2016: Is the interdecadal circumglobal teleconnection pattern excited by the Atlantic multidecadal Oscillation?. *Atmos. Oceanic Sci. Lett.*, **9**(6), 451–457, <https://doi.org/10.1080/16742834.2016.1233800>.
- Min, Y.-M., V. N. Kryjov, and C.-K. Park, 2009: A probabilistic multimodel ensemble approach to seasonal prediction. *Wea. Forecasting*, **24**, 812–828, doi:10.1175/2008WAF2222140.1.
- Min, Y.-M., V. N. Kryjov, and S. M. Oh, 2014: Assessment of APCC multimodel ensemble prediction in seasonal climate forecasting: Retrospective (1983–2003) and real-time

- forecasts (2008–2013). *J. Geophys. Res. Atmos.*, **119**, 12 132–12 150, doi:<https://doi.org/10.1002/2014JD022230>.
- NIMR, 2009: *Understanding of Climate change II*. National Institute of Meteorological Research, Korea Meteorological Administration (Korean).
- Nitta, T., 1987: Convective activities in the tropical western Pacific and their impact on the Northern Hemisphere summer circulation. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, **65**(3), 373–390. https://doi.org/10.1251/jmsj1965.65.3_373.
- Ohba, M., D. Nohara, and H. Ueda, 2010: Simulation of asymmetric ENSO transition in WCRP CMIP3 multimodel experiments. *Journal of Climate*, **23**(22), 6051–6067. <https://doi.org/10.1175/2010JCLI3608.1>
- Ohba, M., and H. Ueda, 2009: Role of nonlinear atmospheric response to SST on the asymmetric transition process of ENSO. *Journal of Climate*, **22**(1), 177–192. <https://doi.org/10.1175/2008JCLI2334.1>
- Ok, J., M.-K. Sung, K. Sato, Y.-K. Lim, S.-J. Kim, E.-H. Baik, and B.-M. Kim, 2017: How does the SST variability over the western North Atlantic Ocean control Arctic warming over the Barents-Kara Seas? *Environ. Res. Lett.*, **12**, 034021, doi:10.1088/1748-9326/aa5f3b.
- Okumura, Y., and C. Deser, C. 2010: Asymmetry in the duration of El Niño and La Niña. *Journal of Climate*, **23**(21), 5826–5843. <https://doi.org/10.1175/2010JCLI13592.1>
- Palmer, T. N., and Coauthors, 2004: Development of a European Multimodel Ensemble System for Seasonal-to-Interannual Prediction (DEMETER). *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **85**, 853–872.
- Park, C. K. and S. D. Schubert, 1997: On the nature of the 1994 East Asian summer drought, *Journal of Climate*, **10**(5), 1056–1070.
- Rasmusson, E.M., and T.H. Carpenter, 1982: Variations in tropical sea surface temperature and surface wind fields associated with the Southern Oscillation/El Niño. *Monthly Weather Review*, **110**(5), 354–384. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1982\)110<0354:VITSST>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1982)110<0354:VITSST>2.0.CO;2)
- Sato, K., J. Inoue, and M. Watanabe, 2014: Influence of the Gulf Stream on the Barents Sea ice retreat and Eurasian coldness during early winter. *Environ. Res. Lett.*, **9**, 084009, doi:10.1088/1748-9326/9/8/084009.
- Son, H.Y., J.Y. Park, J.S. Kug, J. Yoo, and C.H. Kim, 2014: Winter precipitation variability over Korean peninsula associated with ENSO. *Climate Dynamics*, **42**(11–12), 3171–3186. <https://doi.org/10.1007/s00382-013-2008-1>
- Son, H.Y., J.Y. Park, and J.S. Kug, 2016: Precipitation variability in September over the Korean Peninsula during ENSO developing phase. *Climate Dynamics*, **46**(11), 3419–3430.

<https://doi.org/10.1007/s00382-015-2776-x>

- Van den Dool, H. M., and Z. Toth, 1991: Why do forecasts for “near normal” often fail? *Wea. Forecasting*, **6**, 76–85.
- Vitart, F., and Coauthors, 2017: The subseasonal to seasonal (S2S) prediction project database. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **98**(1), 163–173. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-16-0017.1>
- Wang, B., R. Wu, and X. Fu, 2000: Pacific–East Asian teleconnection: how does ENSO affect East Asian climate?. *Journal of Climate*, **13**(9), 1517–1536. [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2000\)013<1517:PEATHD>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2000)013<1517:PEATHD>2.0.CO;2)
- Wang, B. and Coauthors, 2009: Advanced and prospectus of seasonal prediction: assessment of APCC/CliPAS 14-model ensemble retrospective seasonal prediction(1980~2004). *Clim. Dynam.*, **33**, 93–117.
- Wang, B., and Q. Zhang, 2002: Pacific–east Asian teleconnection. part II: How the Philippine Sea anomalous anticyclone is established during El Niño development. *Journal of Climate*, **15**(22), 3252–3265. [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2002\)015<3252:PEATPI>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2002)015<3252:PEATPI>2.0.CO;2)
- Wang, L., T. Li, L. Chen, S.K. Behera, and T. Nasuno, 2018: Modulation of the MJO intensity over the equatorial western Pacific by two types of El Niño. *Climate Dynamics*, **51**(1–2), 687–700. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3949-6>
- Weather5280, 2020: How might the new NOAA climate temperature nomrals change for your county?, Published 23 January 2020, weather5280.com/blog/2020/01/22/how-might-the-new-noaa-climate-temperature-normals-change-for-your-county.
- Wheeler, M.C., and H.H. Hendon, 2004: An all-season real-time multivariate MJO index: Development of an index for monitoring and prediction. *Monthly Weather Review*, **132**(8), 1917–1932. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2004\)132<1917:AARMMI>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(2004)132<1917:AARMMI>2.0.CO;2)
- Wu, R., S. Yang, S. Liu, L. Sun, Y. Lian, and Z. Gao, 2010: Changes in the relationship between Northeast China summer temperature and ENSO. *J. Geophys. Res.*, **115**, D21107. <https://doi.org/10.1029/2010JD014422>
- WMO, 1983: *Guide to climatological parctices*. 2nd ed. WNO-No.100, 198 pp.
- WMO, 1984: *Technical regulations*. Vol. I. WMO publ. 49, 5044 pp.
- WMO, 1989: *Calculation of monthly and annual 30-year standard normals*. WCDP-10, WNO/TD-341, 12pp.

- WMO, 2007: *The role of climatological normal in a changing climate*. WCDMP-61, WMO/TD-1377, 43pp.
- WMO, 2020: 2020 on track to be one of three warmest years on record, published 2 December 2020, public.wmo.int/en/media/press-release/2020-track-be-one-of-three-warmest-years-record.
- Wu, B., Zhang, R., and R. D' Arrigo, 2006: Distinct modes of the East Asian winter monsoon. *Monthly Weather Review*, **134**(8), 2165–2179. <https://doi.org/10.1175/NWR3150.1>
- Xie, S.P., K. Hu, J. Hafner, H. Tokinaga, Y. Du, G. Huang, and T. Sampe, 2009: Indian Ocean capacitor effect on Indo-western Pacific climate during the summer following El Niño. *Journal of Climate*, **22**(3), 730–747. <https://doi.org/10.1175/2008JCLI2544.1>
- Yeo, S.R., S.W. Yeh, Y. Won, H. Jo, and W. Kim, 2017: Distinct mechanisms of Korean surface temperature variability during early and late summer. *Journal of Geophysical Research-Atmosphere*, **122**(12), 6137–6151. <https://doi.org/10.1002/2017JD026458>
- Yeo, S.R., S.W. Yeh, Y. Kim, and S.Y. Yim, 2018: Monthly climate variation over Korea in relation to the two types of ENSO evolution. *International Journal of Climatology*, **38**, 811–824. <https://doi.org/10.1002/joc.5212>
- Yeo, S.-R., S.-W. Yeh, and W.-S. Lee, 2019: Two types of heat wave in Korea associated with atmospheric circulation pattern. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **124**(14), 7498–7511.
- Yun, W. T., L. Stefanova, and T. N. Krishnamurti, 2003: Improvement of the multimodel superensemble technique for seasonal forecasts. *J. Climate*, **16**, 3834–3840.
- Zhang, P., Z. Wu, and J. Li, 2019: Reexamining the relationship of La Niña and the East Asian winter monsoon. *Climate Dynamics*, **53**(1–2), 779–791. <https://doi.org/10.1007/s00382-019-04613-7>
- Zhang, R. H., A. Sumi, and M. Kimoto, 1996: Impact of El Niño on the East Asian monsoon. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, **74**(1), 49–62. https://doi.org/10.2151/jmsj1965.74.1_49

부록 A. 현업 장기예보 생산을 위한 관련 회의 참여 및 자료 지원

이 과제는 국내 장기예보 정확도 향상에 기여하는 것을 목표로 하고 있으며 관측 자료를 기반으로 한 분석이나 기후예측 모델 특성 분석의 연구 부분 외에도 현업 장기예보 생산 업무를 실질적으로 지원하는 내용 또한 중요한 부분을 차지하고 있다. 현업 예보 생산 업무 지원은 예보관들에게 다양한 자료를 제공하고 장기예보 관련 회의에 직접 참여하는 것으로 이루어지고 있으며 지원 내용 중 정기적으로 참여한 장기예보 관련 회의의 목적과 내용에 대한 예시를 소개하고자 한다.

1. 월 기후분석 토의

기상청에서는 우리나라 기후 특성에 대한 이해를 높이고 장기예보관의 분석역량 강화를 위해 우리나라 뿐 만 아니라 전지구 기후시스템과의 연계성을 고려한 체계적이고 심도 있는 기후분석을 추진하고 있으며 이를 위해 매월 말 당월의 특이기상 발생원인과 기후이슈에 대한 분석과 토의를 정기적으로 하고 있다. APCC에서는 토의에 참여해 전 지구적으로 나타난 기후 현상의 특징과 우리나라 기온 및 강수에 영향을 준 기후 현상 및 요소에 대해 분석한 내용을 발표하고 자료를 기상청에 제공하고 있다. 발표는 기상청 기후변화감시과와 함께 순환체제로 하고 있으며 내부적으로는 토의 내용을 요약한 보고서를 매달 작성하고 있다. Figure A1과 Figure A2에 APCC에서 제공한 분석 내용과 회의 참석 보고서 예시를 첨부했다.

2. 3개월 전망회의 참석 및 APCC MME 결과 브리핑

기상청 기후예측과에서는 매월 중순 3개월 전망 토의를 개최하고 토의결과를 바탕으로 3개월 전망 예보를 발표하는데, APCC에서도 3개월 전망 토의에 참여해 APCC MME (Multi-Model Ensemble) 예측결과를 공유하고 예보에 대한 의견을 제시해 현업 예보를 생산하는데 참여하고 있다. Figure A3은 예측결과에 대한 토의 발표 내용, Figure A4는 3개월 전망 토의 참석 보고서 예시 그림이다. 3개월 전망 토의에서는 APCC MME의 ENSO 예측정보와 전 지구 순환장, 기온 강수 예측 정보에 대해 브리핑하며 APCC 내부적으로 예보토의를 통해 도출된 모델 예측 정보와 관측 감시요소 정보를 종합한 우리나라 기온과 강수 예측 결과를 제공하고 있다. 이번 연도에는 ENSO 기반 예측정보(진화과정, 강도, 공간 구조 등에 따른 우리나라 기후 특성), 장기예보 선도센터 동아시아 영역 예측정보, ESPreSSO.v3 예측 정보 등이 추가로 포함되었다.

3. 1개월 전망 화상회의 참석 및 WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측결과 브리핑

기상청 기후예측과는 매주 수요일 10시에 지역예보관과의 1개월 전망을 위한 내부토의를 진행하고 있다. APCC에서는 이 예보토의에 매주 참여하고 있으며 WMO 장기예보 선도센터의 계절내 예측자료를 활용하여 기상청 1개월 전망 예보를 위한 추가적인 맞춤형 예측시스템을 운영하고 있다. 이 예측시스템은 2017년 8월부터 운영하고 있으며 예측자료 수신부터 동아시아 영역에 맞춘 MME 및 개별모델 예측결과 생산 등의 과정을 매주 수행하고 있다. 생산된 예측 결과는 지난주 예측결과에 대한 검증 결과, 우리나라에 영향을 주는 다양한 기후감시 요소에

대한 정보와 함께 기상청에 제공하고 있으며 이 자료를 바탕으로 1개월 예보토의에서 발표를 진행한다. Figure A5에 예보토의 발표 내용 예시를 첨부했다.

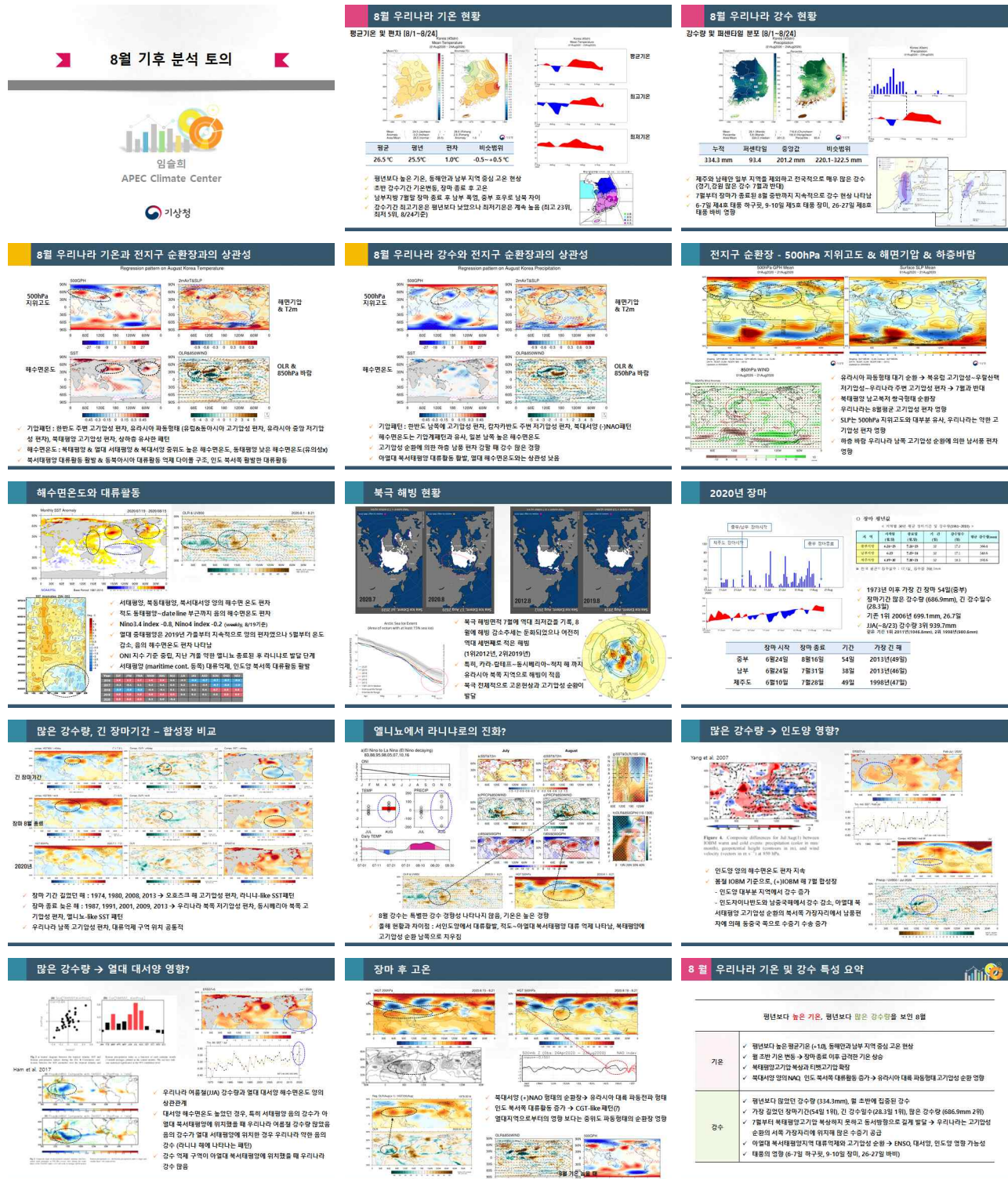


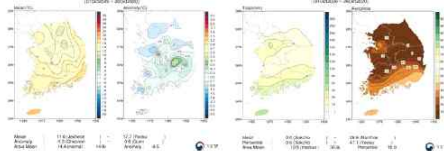
Figure A1. 월 기후분석 토의 발표 자료 예시

【 2020. 10. 28. / 기후사업본부 】

본서에 대한 화상회의

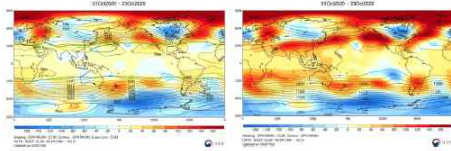
- 회의 일시: 2020년 10월 28일 (수)
- 회의장소: 화상회의
- 발표자 및 보고서 작성자: 여세림

[Fig.1] 2020년 10월 우리나라 기온과 강수량 분포도 (~10/26까지)

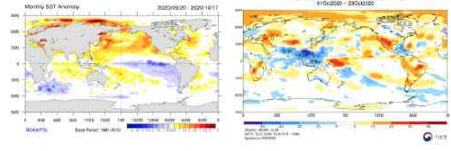


- 1 -

[Fig. 3] 2020년 10월 (좌) 500hPa 지위고도 편차, (우) 200hPa 지위고도 편차



- [Fig. 4] 2020년 10월 (좌) 해수면온도 편차 및 (우) OLR 편차



- 2 -

-

- 3 -

-4-

– 193 –

[illegible]

Figure 1: Probabilistic ENSO Forecast for 2020 NDR MA

The figure consists of three parts:

- NDR 2020 and NDR 2021 Donut Charts:**
 - NDR 2020:** Strong La Niña (31.7%), Weak La Niña (31.7%), El Niño (1.6%), Neutral (34.9%).
 - NDR 2021:** Strong La Niña (31.7%), Weak La Niña (31.7%), El Niño (1.6%), Neutral (34.9%).
- Probabilistic ENSO Forecast for 2020 NDR MA Stacked Bar Chart:**
 - Y-axis:** Probability (%)
 - X-axis:** Time Period (Mar, Apr, May, Jun, Jul, Aug, Sep, Oct, Nov, Dec)
 - Legend:**
 - Strong La Niña (Blue)
 - Weak La Niña (Dark Blue)
 - El Niño (Red)
 - Neutral (Green)
 - Unknown (Grey)

Figure 1 Data Table (Estimated Probabilities):

Time Period	Strong La Niña (%)	Weak La Niña (%)	El Niño (%)	Neutral (%)	Unknown (%)
Mar	10	10	10	10	60
Apr	10	10	10	10	60
May	10	10	10	10	60
Jun	10	10	10	10	60
Jul	10	10	10	10	60
Aug	10	10	10	10	60
Sep	10	10	10	10	60
Oct	10	10	10	10	60
Nov	10	10	10	10	60
Dec	10	10	10	10	60

Figure 1 consists of four global maps showing geopotential height at 500hPa for different seasons. The maps are arranged in a 2x2 grid. Each map includes a color scale for geopotential height anomalies in meters, ranging from -100 to 100. The maps show significant positive anomalies (red) over the North Atlantic and negative anomalies (blue) over the North Pacific and North Atlantic.

- Top-left map:** Geopotential height at 500hPa for JJA 2020. The map shows positive anomalies (red) over the North Atlantic and negative anomalies (blue) over the North Pacific and North Atlantic.
- Top-right map:** Geopotential height at 500hPa for JJA 2020. The map shows positive anomalies (red) over the North Atlantic and negative anomalies (blue) over the North Pacific and North Atlantic.
- Bottom-left map:** Geopotential height at 500hPa for JJA 2020. The map shows positive anomalies (red) over the North Atlantic and negative anomalies (blue) over the North Pacific and North Atlantic.
- Bottom-right map:** Geopotential height at 500hPa for JJA 2020. The map shows positive anomalies (red) over the North Atlantic and negative anomalies (blue) over the North Pacific and North Atlantic.

Figure 10 consists of four global maps showing temperature anomalies in degrees Celsius. The maps are arranged in a 2x2 grid. The top-left map is titled 'Temperature at 2m for NOV 2020'. The top-right map is titled 'Temperature at 2m for DEC 2020'. The bottom-left map is titled 'Temperature at 2m for JAN 2021'. The bottom-right map is titled 'Temperature at 2m for Nov-Jun 2021'. Each map includes a color scale at the bottom, ranging from -10 to 10 degrees Celsius, with a color bar labeled '°C (Climat Center)'. The maps show significant warming in the Arctic region and cooling in the tropical Pacific and Indian Oceans.

Figure 10 consists of four maps of the 40°N–50°N, 100°E–120°E region, showing precipitation anomalies for the 2020 season. The maps are labeled (a) through (d) and correspond to the following months: (a) September, (b) December, (c) January, and (d) November. Each map includes a color scale for precipitation anomalies in mm/day, ranging from -10 to 10. The maps show varying patterns of positive and negative anomalies across the region.

Table 1: Monthly Statistics

	NOV	DEC	JAN
Temperature	0 (PMME: 40)	+	+
Precipitation	- (PMME: 55)	0/- (PMME: 47)	0 (PMME: EQ)

Figure 1: Comparison of observed and simulated monthly precipitation and temperature.

The figure consists of two bar charts, TSM (Total Simulated Mean) and PRC (Precipitation Ratio Coefficient), comparing observed and simulated data for November, December, and January. The y-axis represents the ratio of observed to simulated values, ranging from 0 to 100. The x-axis shows the months and the corresponding PMME (Probability of Maximum Mean Error) values.

TSM Data (Approximate values):

Month	Observed	Simulated	PMME
NOV	~40	~40	40
DEC	~40	~40	46
JAN	~40	~40	43

PRC Data (Approximate values):

Month	Observed	Simulated	PMME
NOV	~40	~40	55
DEC	~40	~40	47
JAN	~40	~40	EQ

Climate Outlook for November [Lead-1] Times 2020:

Climate Outlook for November [Lead-1] Times 2020: The pie chart shows the distribution of cases by age group: 0-17 (green, ~35%), 18-64 (blue, ~45%), and 65+ (red, ~20%). The bar chart shows daily new cases from 2017 to 2020, with a significant increase in late 2020. The line graph shows cumulative cases from 2017 to 2020, showing a steady increase.

Climate Outlook for December [Lead-2] Times 2020:

Climate Outlook for December [Lead-2] Times 2020: The pie chart shows the distribution of cases by age group: 0-17 (green, ~35%), 18-64 (blue, ~45%), and 65+ (red, ~20%). The bar chart shows daily new cases from 2017 to 2020, with a significant increase in late 2020. The line graph shows cumulative cases from 2017 to 2020, showing a steady increase.

기온	11	12	1
ENSO	0-	EC	EC
Convection 구조		인도양+MC-중태평양 Tripole Convection 0+경향	인도양까지 대류 확장 경 우-경향
	0-	0+	0-
강수	11	12	1
ENSO 전화	-	EC 최근강화-	EC 최근강화+
	-	0-	0-

[illegible]

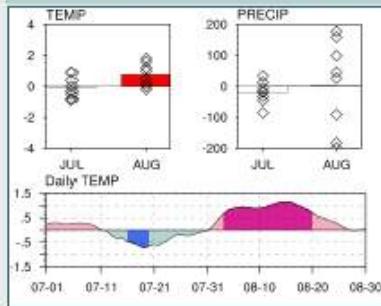
- 194 -

– 195 –

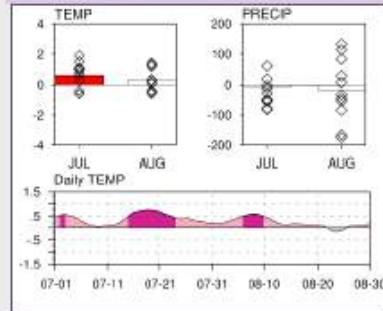
부록 B. 현업 활용을 위한 관측 기반 기후 분석 Fact Sheet

ENSO 진화 과정에 따른 7~8월 기후특성 FACT SHEET

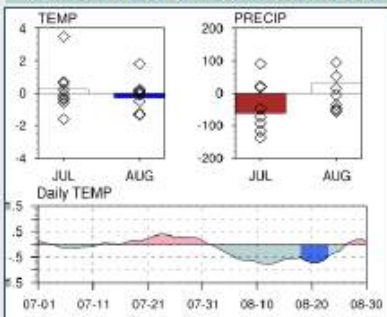
엘니뇨→라니냐 (83,88,95,98,05,07,10,16)



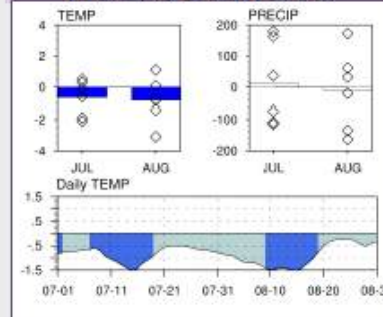
라니냐→라니냐 (84,85,89,96,99,00,01,08,11,12,17)



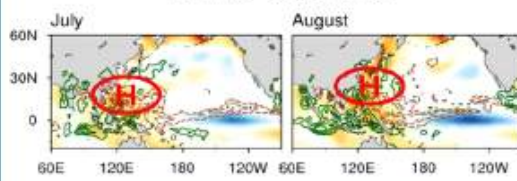
중립→엘니뇨 (79,82,86,91,94,97,02,04,14)



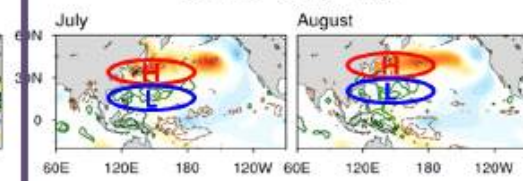
엘니뇨→엘니뇨 (80,87,92,03,15,19)



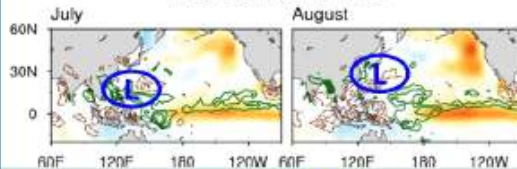
El Nino to La Nina



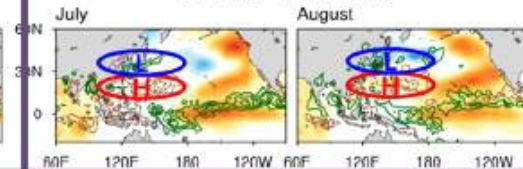
La Nina to La Nina



Neutral to El Nino



El Nino to El Nino



Transition 시기 (엘니뇨→라니냐 & 중립→엘니뇨)

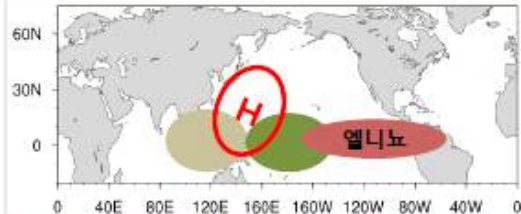
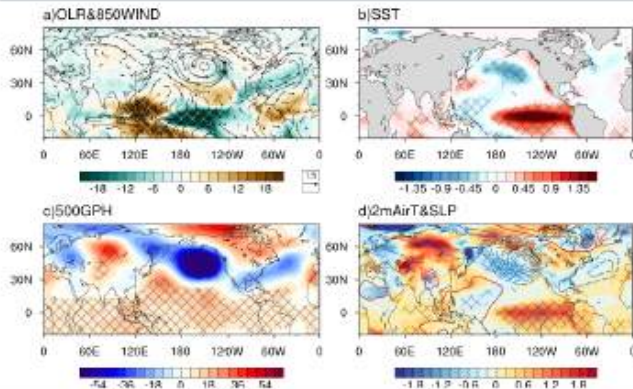
- 북서태평양 아열대고기압 관련메커니즘
- 7월과 8월 기온 반대 경향
- 8월 기온에 유의한 특징
- 엘니뇨→라니냐: 8월 기온 고온
- 중립→엘니뇨: 8월 기온 저온

Persistence 시기 (라니냐→라니냐 & 엘니뇨→엘니뇨)

- 태평양-일본패턴(PJ pattern)관련 메커니즘
- 7월과 8월 기온 경향성 비슷
- 7월 기온에 유의한 특징
- 라니냐 지속: 고온
- 엘니뇨 지속: 저온

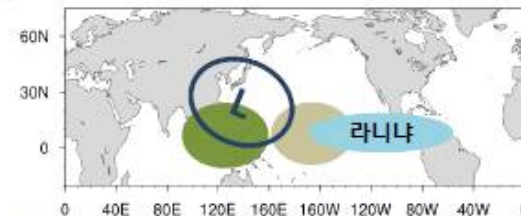
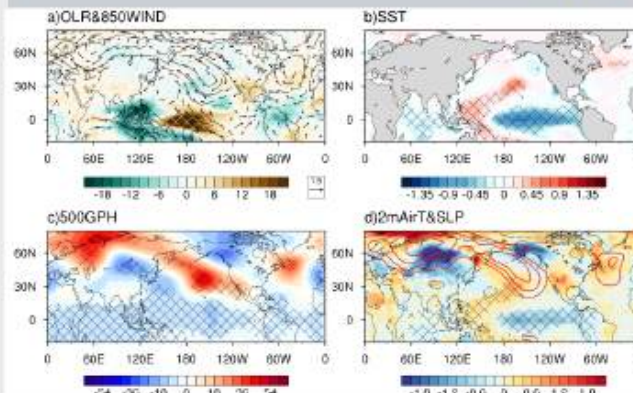
대류구조 특징에 따른 1월 기후 특성 Fact Sheet

Case1: 동태평양 엘니뇨



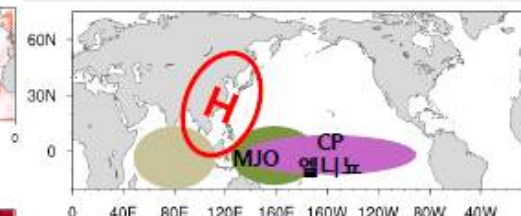
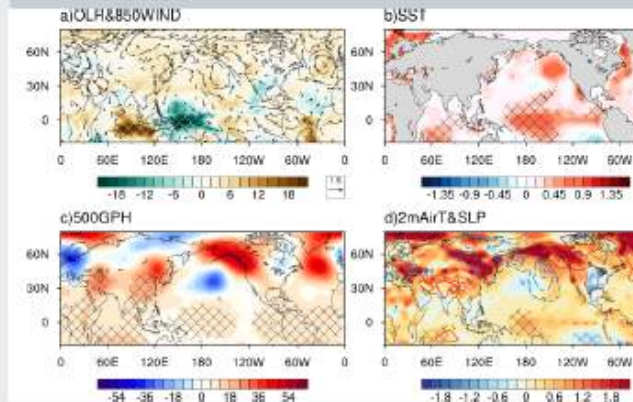
엘니뇨 & Maritime Continent
대류 억제-중태평양 대류 강화
→북서태평양 고기압 우리나라
남쪽 위치→ 평년비보다 기온 우세

Case2: 라니냐



라니냐 & Maritime Continent
대류 강화-중태평양 대류 억제
→북서태평양 저기압 우리나라
직접 영향→ 저온건조 경향 우세

Case3: 최근 중태평양 엘니뇨 & MJO P6-7

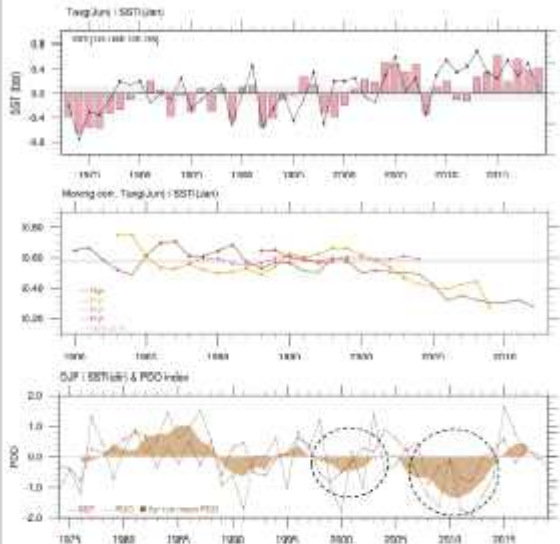


CP 엘니뇨 & 동인도양 대류 억
제-서태평양 대류 강화
→북서태평양 고기압 우리나라
직접 영향→ 고온건조 경향 우세

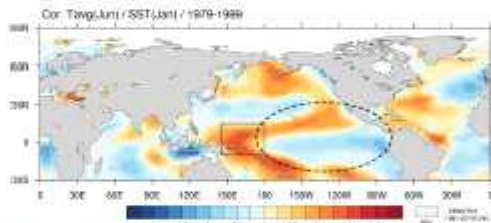
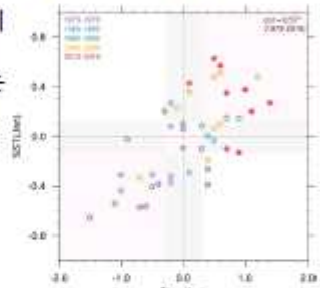
Fact Sheet :: 예측인자와 기온 상관성 변화



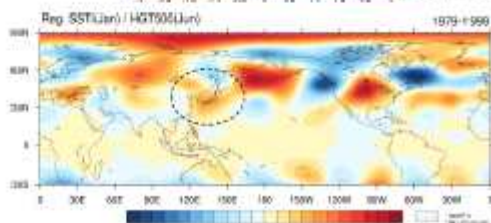
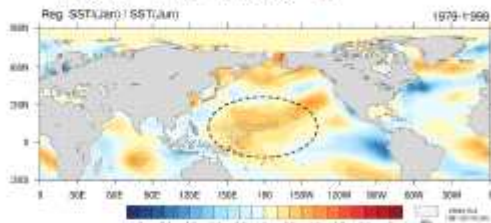
6월 기온 예측인자 - 1월 열대 서태평양 해수면온도 (145-180E, 10S-15N)



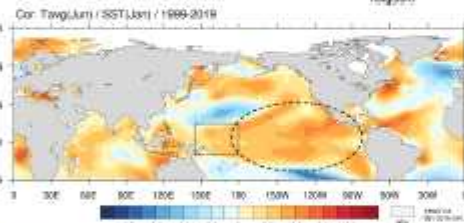
- 1월 서태평양 해수면온도 인자는 동태평양 라니냐/엘니뇨 소멸과 관련된 인자로 이 지역의 양의 해수면온도 편차는 6월에 대기파동을 유도해 열대 서태평양 저기압~한반도 고기압성 순환을 유도해 6월 기온 상승하는 과정을 반영한 인자
- 예측인자와 6월 기온의 상관계수 최근 기간에 감소
→ 2000년, 2010년 전후로 기온과 예측인자 반대인 시기((-)PDO 기간) 있어 상관관계 낮아짐
- 기온과 예측인자에 선형 증가추세가 있으며 증가추세는 2000년대 이후로 강해짐



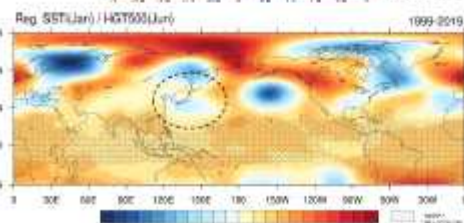
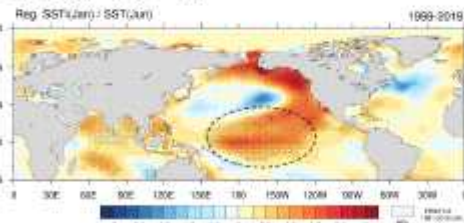
- 과거 기간 6월 기온이 높았을 때 1월에 따뜻한 서태평양, 차가운 동태평양 패턴



- 과거기간 1월에 서태평양 온도가 높았을 때 6월에 라니냐 소멸되어가는 패턴으로 이어지며 한반도-일본 지역에 고기압성 순환 형성



- 최근 기간 6월 기온이 높았을 때 1월에 서태평양~동태평양 따뜻한 패턴

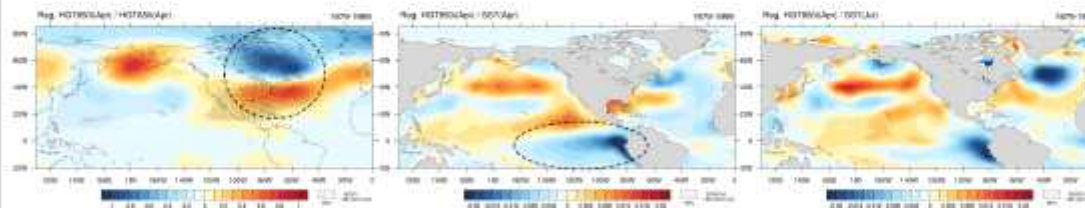
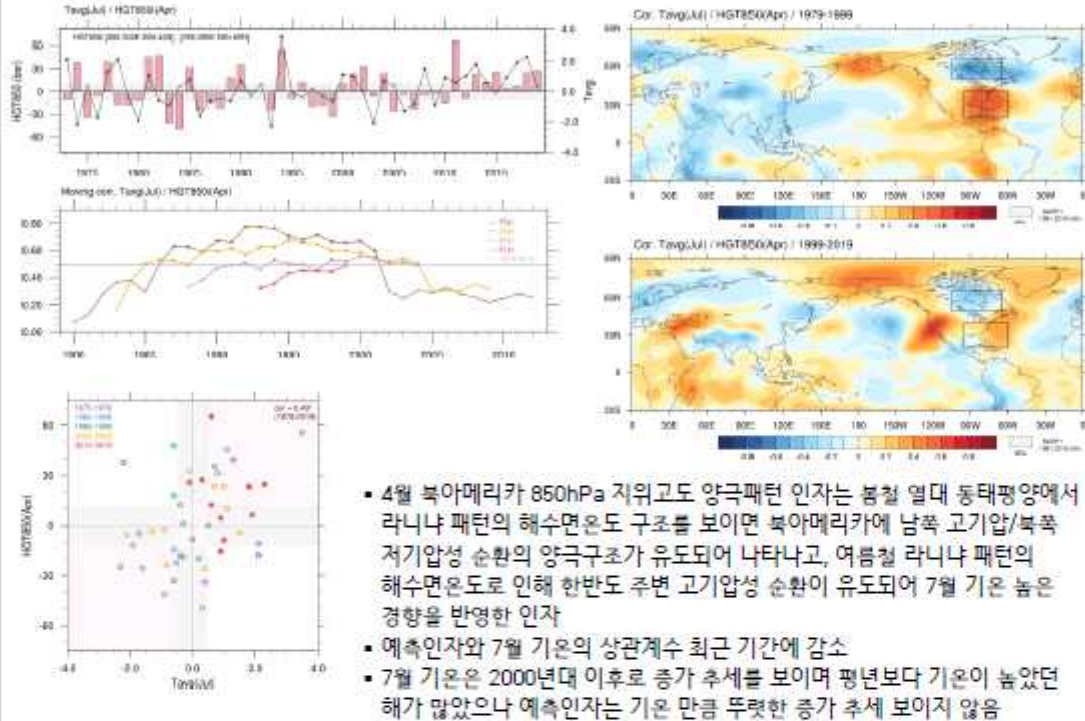


- 최근기간 1월에 서태평양 온도가 높았을 때 6월에 동태평양 온도가 높은 CP엘니뇨 패턴으로 이어지며 한반도 주변 고기압성 순환 형성되지 못함

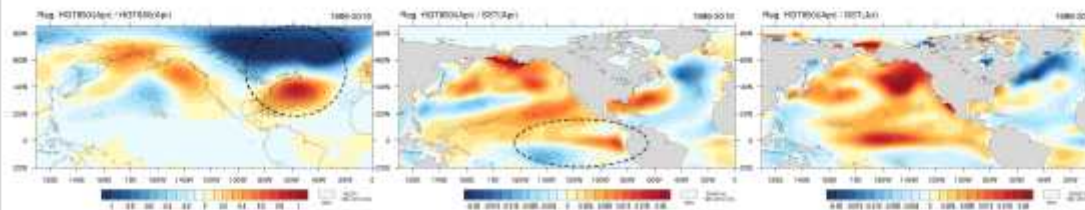
Fact Sheet :: 예측인자와 기온 상관성 변화



7월 기온 예측인자 - 4월 북아메리카 850hPa 지위고도 (95-60W, 20-40N) - (105-65W, 50-65N)



- 과거 기간 850hPa 지위고도 패턴 인자가 양의 패턴(남쪽 고기압, 북쪽 저기압)이었을 때는 양극패턴이 북아메리카 대륙 북쪽에 위치 → 해수면온도에서 라니냐 패턴을 보이며 적도 동태평양 해수면온도와 관련되어 북쪽으로 파동이 유도되는 형태 → 여름에 라니냐 패턴으로 이어지는 경향

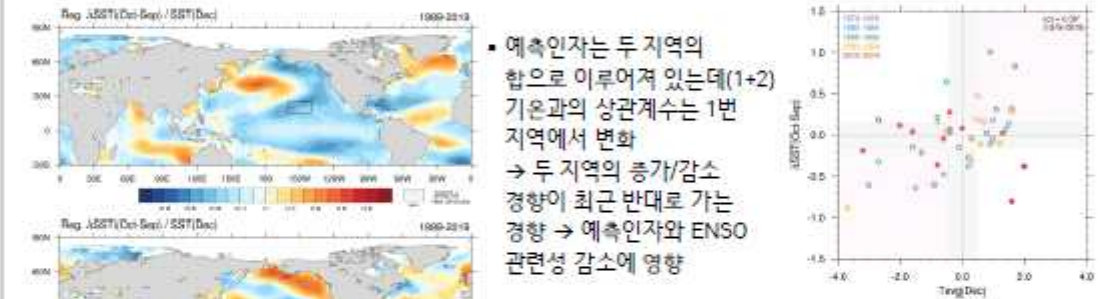
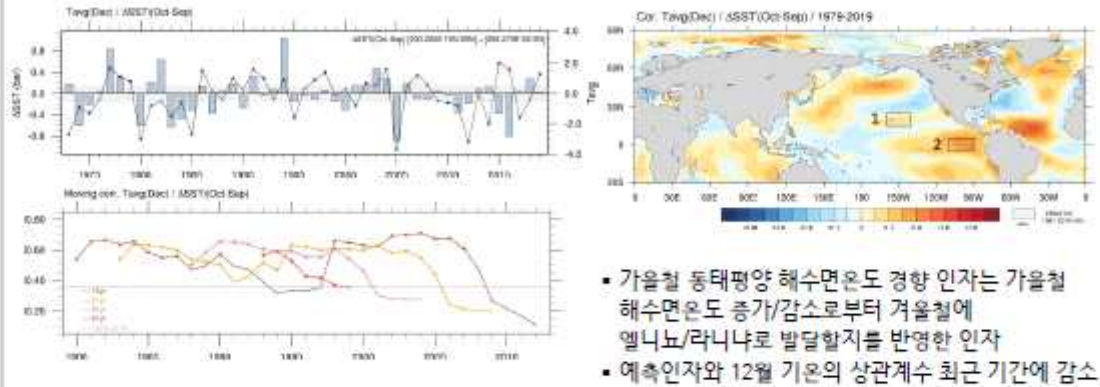


- 최근 기간에는 양극이 북대서양 쪽으로 치우쳐 나타남 & 라니냐 패턴이 나타나지 않아 적도 동태평양 해수면온도와의 관련성은 약해 짐 → 봄철에 양극패턴이 나타나도 여름에 라니냐 패턴으로 이어지지 않는 경향 → 양극패턴과 여름철 라니냐의 관련성이 감소하면서 우리나라 기온과의 관련성도 감소

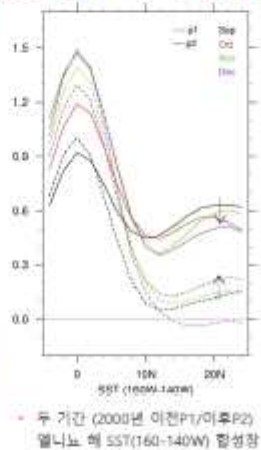
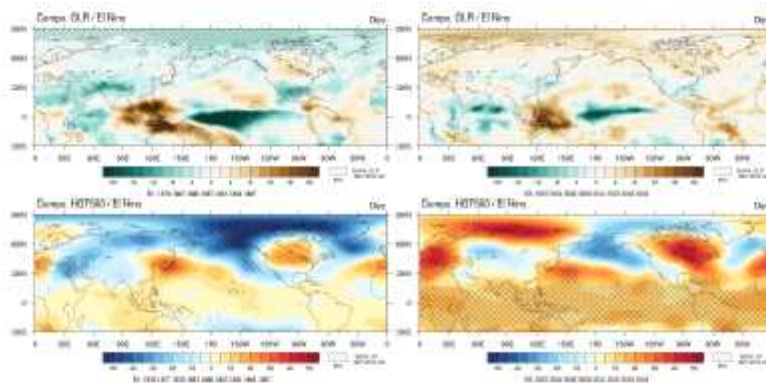
Fact Sheet :: 예측인자와 기온 상관성 변화



12월 기온 예측인자 - 가을철 동태평양 SST 경향(10월-9월) (160-140W, 15-25N) + (110-90W, 5S-5N)



가을철 동태평양 해수면온도 경향 인자에 대한 12월 해수면온도의 최근기간 회귀분석 패턴 (위:1번지역, 아래:2번지역)

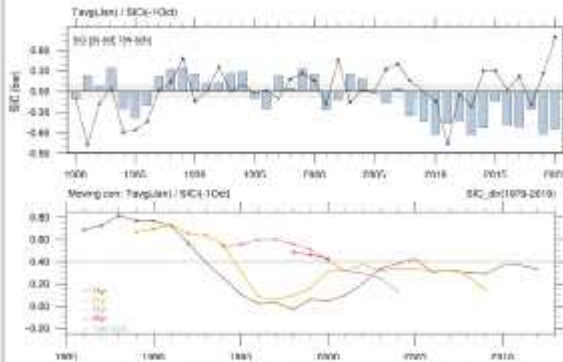


- 2000년을 전후로 두 시기로 나눈 엘니뇨 해 12월 합성장에서 최근 기간(오른쪽)에는 과거에 비해 서태평양 대류억제와 중태평양 대류강화 신호가 약해지고 영역이 좁아졌으며 한반도 주변 고기압성 순환 중심이 과거에 비해 남동쪽으로 치우침 → ENSO와 관련된 순환장이 달라지면서 예측인자와 기온과의 관련성 감소

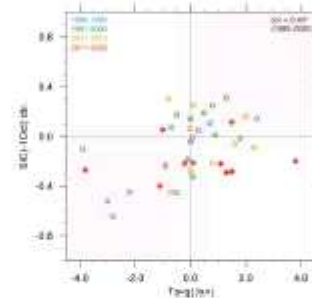
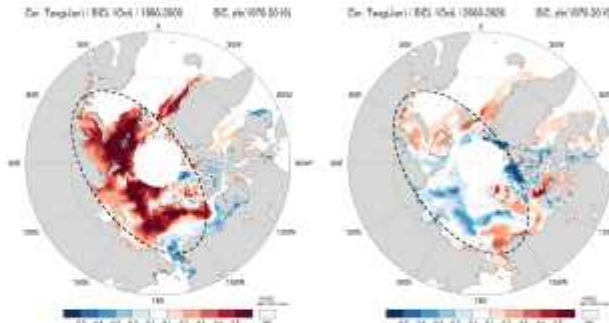
Fact Sheet :: 예측인자와 기온 상관성 변화



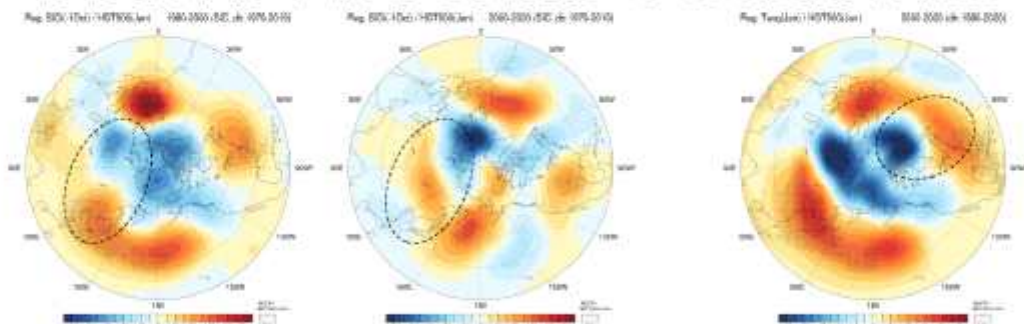
1월 기온 예측인자 - 10월 카라-바렌츠 해 북부 지역 해빙 (50-80E, 78-82N)



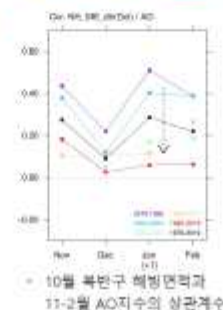
- 10월 카라 해 북부지역 해빙이 많이 녹으면, 겨울철 까지 해빙이 적을 가능성이 높아 우랄산맥 부근 고기압성 편차와 음의 북극진동이 발달하기에 좋은 조건이 되어 1월 기온이 낮은 경향을 반영한 인자
- 해빙인자는 계속 감소 추세이며 2007년 이후로는 매우 큰 음의 편차를 보인 반면 1월 기온은 트렌드 나타나지 않음
- 예측인자와 1월 기온의 상관계수 최근 기간에 감소



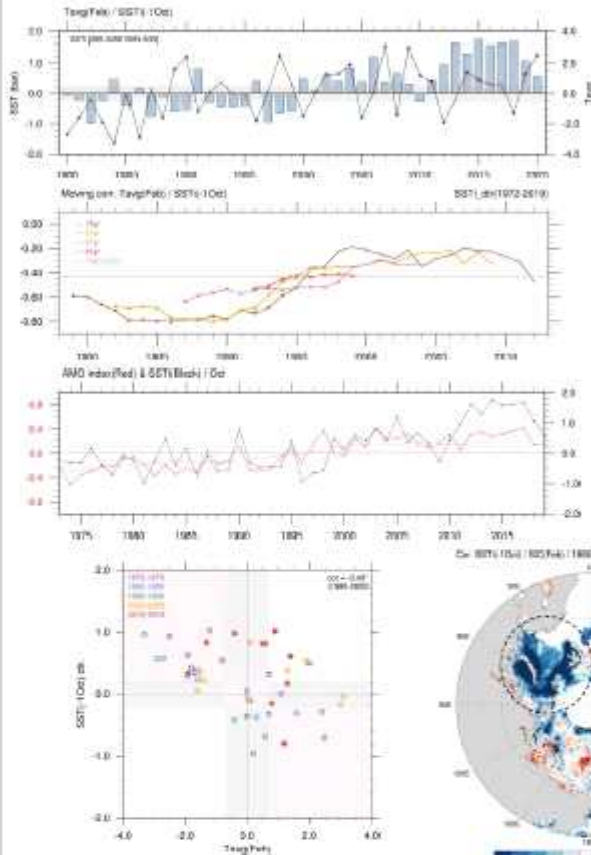
- 과거 기간에는 1월 기온과 이전 해 10월 북극 해빙 간에 양의 상관관계가 북극 전체적으로 나타났으나 최근 기간에는 카라-바렌츠 해 북부에서만 약한 양의 상관성을 보이고 다른 지역은 상관성 나타나지 않음



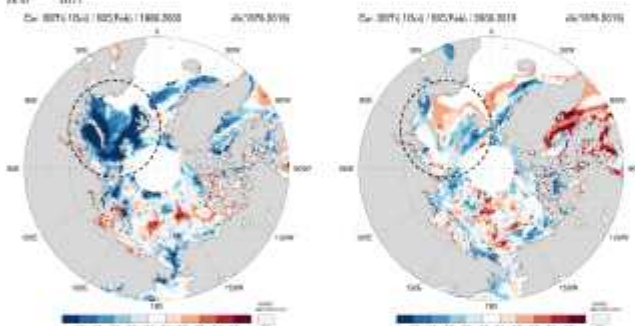
- 과거 기간에는 가을철 카라 바렌츠 해 북부 지역 해빙이 많았을 때 다음 해 1월 북극에 저기압/중위도에 고기압성 순환이 형성되는 양의 AO패턴과 우랄산맥 부근 저기압성 순환~한반도 고기압성 순환의 파동 형태가 나타나는 경향
- 최근 기간에는 북극 저기압성 순환이 과거에 비해 약해지고 우랄산맥 부근 저기압성 순환이 크게 자리잡지 못하고 한반도 북쪽에 고기압성 순환이 형성되는 경향, 10월 북극 해빙과 AO상관관계는 최근 약해 짐
- 1월 기온이 높았을 때 우랄산맥 부근 저기압~한반도 주변 고기압성 순환이 나타나는 것은 과거와 유사했으나 과거와 달리 NAO패턴이 강해 짐 → 1월 기온과 NAO 양의 상관성이 증가했으며 상관성 증가 시기는 AMO 위상 변화 시기와 유사함



2월 기온 예측인자 - 10월 북대서양 걸프해류 지역 해수면온도 (75W-55W, 35-50N)

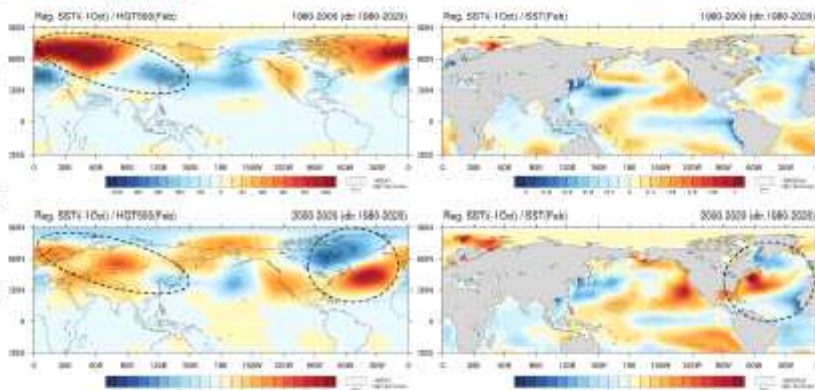


- 10월 걸프해류 지역 해수면온도 인자는 가을철 이 지역 해수면온도가 높으면 바렌츠~북시베리아 해 해빙이 적은 경향이 2월까지 이어지면서 우랄산맥 부근에 고기압성 편차가 나타나고 동아시아에 저기압성 순환이 형성되어 기온이 낮은 경향을 반영한 인자
- 예측인자와 2월 기온의 상관관계는 트렌드를 제거한 경우에 유의했으며 상관계수는 최근 기간에 감소
- 2월 기온은 과거에 증가 추세가 강했고 최근에는 대체로 양의 편차이나 추세는 강하지 않음
- 반면 예측인자는 최근 기간에 증가 추세가 강해졌으며 2000년 이후로는 평년보다 낮은 해가 거의 없었음 → 증가 추세는 AMO 음의 위상에서 양의 위상으로 변화와 관련

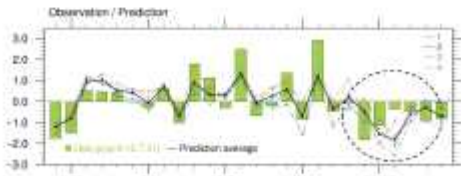


- 과거 기간에는 예측인자와 2월 해빙의 음의 상관관계가 바렌츠-카라 해에서 강하게 나타난 반면 최근 기간에는 나타나지 않음 → 가을철 높은 해수면온도와 늦겨울 적은 해빙 관계가 잘 안 맞는 경향
- 예측인자와 관련된 2월 해수면온도 패턴에서 최근기간에는 북대서양에 tri-pole 패턴이 나타나는 경향을 보이며 관련된 지위고도 패턴에서도 NAO 패턴을 보임

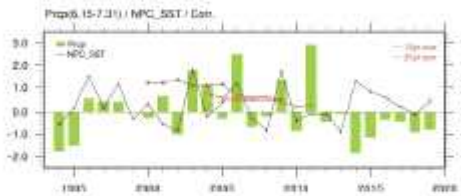
- 과거 기간에는 걸프해류 지역 해수면온도가 높았을 때 유럽~우랄산맥 주변 지역에 강한 고기압성 편차와 한반도 주변 저기압성 편차가 나타나는 경향이 있었으나 최근 기간에는 이러한 경향 약해짐 → AMO 위상 변화, 예측인자와 해빙 관련성 감소로 예측인자와 2월 기온 관련성도 감소



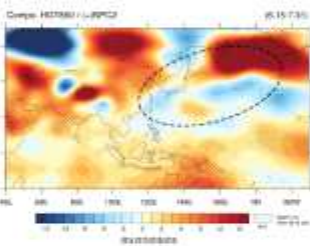
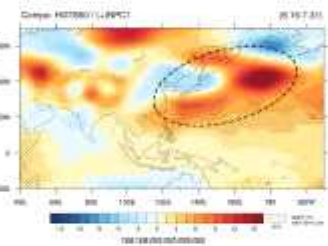
장마강수 예측인자 - 북태평양 해수면온도 경향, 복인도양 해수면온도



- 장마강수 예측식에서 최근에 부호는 맞았으나 건조 신호를 과대 모의한 경향을 보임
- 예측식에 사용되는 7개의 지수 중 강수와와의 상관관계 변화가 크게 나타난 북태평양 해수면온도 경향 ([4.11-4.30]-[3.22-4.10], [160-210E, 20-35N]), 복인도양 해수면온도 ([4.16-5.5], [61-85E, 10-25N]) 인자를 살펴봄



- 북태평양 해수면온도 경향 인자는 봄철 이 지역 해수면온도가 증가하는 경향을 보이면 쿠로시오 해류 지역에 해수면온도가 높고 이로 인해 일본 부근 고기압성 순환이 형성되어 한반도 남쪽에 남풍계열 바람이 유입되어 강수 증가에 기여함을 반영한 인자
- 과거에 비해 최근 강수와와의 양의 상관계수 감소

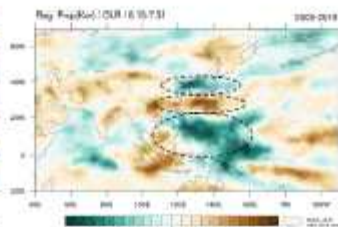
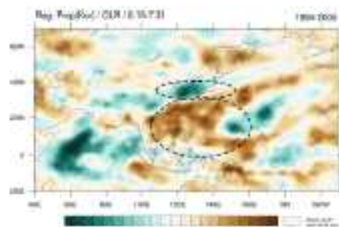
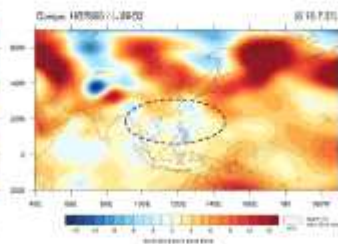
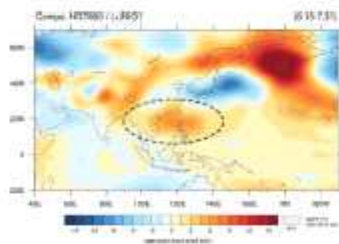


- 봄철 북태평양 해수면온도가 증가했을 때 과거에는 일본 남쪽~북태평양에 고기압성 순환이 나타났으나 최근에는 나타나지 않음
→ 북태평양에서 해수면온도 증가 추세가 있어 온도 증가/감소와 관련 없이 인자 영역의 해수면온도는 대체로 따뜻한 경향을 보임

- 복인도양 해수면온도 인자는 봄철 이 지역 해수면온도가 낮으면 장마기간 중국 내륙과 남중국해~북서태평양 지역으로 저기압성 순환이 형성되어 한반도에 남풍계열 바람이 유입되어 강수 증가에 기여함을 반영한 인자
- 과거에 비해 최근 강수와와의 음의 상관계수 증가



- 봄철 복인도양 해수면온도가 높았을 때 과거에는 남중국해에 고기압성 순환이 위치해 강수 적은 패턴이 나타났으나 최근에는 나타나지 않음
→ 최근 상관성이 높게 나타난 것은 강수와 인자의 관련성 증가보다는 강수는 적었고 인도양 해수면온도는 증가 추세가 있어 대체로 따뜻한 경향을 보여 상관성이 높아진 것처럼 나타남
- 최근 장마기간 강수와 관련된 북서태평양 대류활동 패턴에도 변화 나타남



부록 C. 객관화된 장기예보 생산 기반 마련을 위한 회의

장기예보는 기후예측모델 결과와 관측 자료 기반의 예측인자를 바탕으로 종합적인 분석을 통해 생산된다. 이 과정에서 예보관의 경험과 노하우를 바탕으로 주관적인 판단이 들어가게 되는데, 신뢰도 높은 예측정보 생산을 위해 예보관의 주관적인 개입을 줄이고 주어진 정보를 보다 정확하고 객관적으로 해석하고 종합해 예측정보를 생산하는 방안에 대한 필요성이 높아지고 있다. 이 과제에서는 이러한 예보 객관화 방안 마련에 대한 일환으로 정기적인 회의를 통해 의견을 모았으며 회의 내용을 정리해 부록으로 수록하였다.

장기예보 생산 과정은 기후예측모델 결과에 관측 자료의 감시/분석 정보를 고려해 종합적인 예측 결과를 만들어 내는데, 우선 이러한 정보를 종합해 쉽게 파악할 수 있도록 기존에 제공되던 예보분석표를 개선하였다. 개선된 예보분석표는 ‘APCC 통합 예보 분석표’로 명칭을 수정하고 관측기반 예측인자 정보, ENSO 상태와 관련된 기온 강수 경향 정보, ESPreSSO 예측 정보, WMO 계절내 예측의 ECMWF 1개월 전망 정보를 추가하였으며 타 과제에서 수행된 기계학습모델 예측 결과도 함께 반영하였다. 개선된 APCC 통합 예보 분석표의 예시를 Figure C1에 나타내었다.

APCC 통합 예보 분석표

2020년 11월 예보정보		TEMP			PREC			REFERENCE
		12	1	2	12	1	2	
OBS	MEAN	1.5	-1	1.1	22	23.4	0.3	Average value from 1981 to 2010
	RANGE [lower/upper]	1.00/ 2.00	-1.80/ -0.40	0.40/ 1.80	16.60/ 28.50	19.00/ 28.60	19.20/ 41.40	Normal range
Forecast	SCM ANO[NNR]	0.49[0.20]	0.86[0.14]	0.87[0.11]	-8.70[4.14]	-0.38[1.89]	-4.99[1.25]	SCM: Simple Composite Mean NMR
	PMME(B/N/A)	22/34/44	17/33/50	21/30/49	46/38/16	38/36/26	40/36/24	NNR: Near Normal Range(0.43sigma)[1991-2010]
TCC	OBSvsSCM	0.17	-0.25	0.12	0.39*	-0.2	0.28	
ROC	OBSvsPMME	0.57/0.44/0.74	0.36/0.57/0.49	0.51/0.48/0.58	0.64/0.43/0.83	0.45/0.48/0.32	0.62/0.52/0.55	TCC: Temporal Correlation Coefficient(1991-2010)
HSS	OBSvsPMME	-0.02	-0.19	0.09*	0.06*	-0.14	-0.04	
Trend	OBS trend[utd1/utd2]	-0.90[-1.50/-0.03]	0.04[-0.61/-0.04]	1.75[0.46/-0.01]	-10.93[12.61]	-0.61[-9.83]	1.23[7.48]	Linear Trend T850 & P [1991-2010]
	SCM trend[utd1]	0.25[0.86]*	0.39[1.03]*	0.19[0.81]*	-6.94[-1.46]	1.15[2.35]	-1.22[-0.88]	utd1: Linear Trend T850 & P [1991-2018]
CorTvsP	OBS[utd]	0.37[0.19]	0.16[0.24]	0.42[0.41]*	0.37[0.19]	0.16[0.24]	0.42[0.41]*	utd2: 450h Linear Trend T850 [1999-2018]
	SCM[utd]	0.75[0.59]*	0.45[0.37]*	0.23[0.16]	0.75[0.59]*	0.45[0.37]*	0.23[0.16]	Correlation: T850 vs P : 1991-2010 (up-to-date[1991-2018])
NINO3.4	C.OBS/SCM	-0.63*/0.21	0.01/-0.14	-0.32/-0.08	-0.30/0.55*	0.26/-0.02	-0.11/-0.20	NINO3.4 index(1980-240S, 55-35N) Western Pacific Convection area
WPC	TCC/ANO	-0.17/-1.60*	0.03/-1.65*	0.02/-1.35*	-0.17/-1.60*	0.03/-1.65*	0.02/-1.35*	C.OBS/SCM TCC between OBS/SCM index & Korean T/P
	TCC/ANO				0.51*/27.96	-0.06/29.85	-0.64*/11.15	TCC/ANO: TCC between OBS index & SCM index/forecasted Anomaly
Factor	AO	0+	0+	0+				
	바덴츠/라에의 해빙	-	-	-				
	9-10월 평균 Nino 3.4	-						
	월대표의 해빙	-						
	바덴츠에 북부 해빙			-				
	유라시아 눈덮임 속도	+	+					
	타이보번도 500hPa 지위고도		0					
	동태평양/서태평양 SST-강제(10월-9월)의 지역적		0					
	북부 북부 SST-강제(10월-9월)			+				
	필리핀해 지역 SST			-				
ENSO(B/N/A)	ENSO	EQ	EQ	EQ	-	EQ	EQ	
	기계학습모델	AN	EQ	AN	NN	AN	AN	
WMO	ESPreSSO	0+	0+	0+				
	Seasonal PMME(B/N/A)	+(40%)	+(46%)	+(51%)	-(46%)	-(41%)	BQ	
	ECMWF Seasonal PMME	0(42%)	+(41%)	+(56%)	-(48%)	-(45%)	BQ	
	ECMWF Sub-Seasonal(B/N/A)	34/35/31			41/38/21			ECMWF S2S hindcast period[2000-2019]
Total Forecast								

*Significant at 90% level. Above/Below 0.43sigma[1991-2010] Glob OBS/ISSTv2. CAMS-ORI

NN/EC COLD WARM WARNING DRY WET

Figure C1. Example of APCC integrated forecast analysis table

통합 예보 분석표에서 볼 수 있듯이 계절 예측을 위해 많은 정보가 제공되고 있다. 이러한 여러 가지 다양한 정보를 어떻게 활용하고 통합할지에 대한 부분은 예보 객관화에서 가장 중요하며 어려운 부분이다. 정보를 통합하기 위한 방안 중 하나로 의사결정나무를 사용하는 방안이 제시되었고 8월 기온 예측에 대해 테스트 해 보았다. 테스트는 통계 프로그램 R의 패키지

를 사용해 관측 예측인자 3개만 사용한 경우(Test1)와 관측 예측인자와 APCC MME의 SCM 결과를 사용한 경우(Test2)에 대해 수행하였고 랜덤포레스트를 통해 여러 개의 의사결정나무를 만들어 변수의 중요도를 구하였다. 테스트 결과는 Table C1에 요약해 나타냈다. SCM 결과를 사용한 경우 강수 변수를 제외한 다른 변수는 의사결정나무 정지규칙에 의해 분류과정에서 탈락되었는데 기온과의 상관관계수가 낮기 때문으로 볼 수 있다. 테스트에서 트레이닝 기간과 테스트 기간에 따라서도 결과가 달라져 의사결정나무를 구성할 때 어떠한 변수를 사용하는지와 기간을 어떻게 설정하는지에 따라 결과가 민감한 것으로 나타났다. 결국 의사결정나무에서 입력 변수로 예측인자의 시계열 자료를 사용하는 경우 좋은 예측인자를 사용하는 것이 결과를 좋게 만드는 것으로 볼 수 있었다. 랜덤포레스트를 통해서도 변수의 중요도 순서를 구할 수 있었는데 이를 활용하면 예보 토의 시 우선적으로 고려해야 할 변수를 선정할 수 있을 것으로 보인다.

Table C1. Result summary of decision tree test for August temperature.

	Test1	Test2
Input variable	prec, sst, snow	SCM, prec, sst, snow
Training period	1979 ~ 2008	1983 ~ 2005
Test period	2009 ~ 2020	2012 ~ 2020

Decision Tree

order of priority	sst-prec-snow	prec-sst-snow
-------------------	---------------	---------------

의사결정나무 외에도 예보 객관화를 위해 제시된 방안으로 모델의 예측결과와 관측 자료 기반의 예측인자에 가중치를 반영하여 예측정보를 생산하는 방안이 제시되었다. 이 경우 모델 결과와 관측 예측인자에 가중치를 일괄적으로 적용할 수 없기 때문에 어떠한 비율로 가중치를 나누어 줄 것인지에 대한 문제점이 제기되었다. 또한 모델 자료의 기간이 관측 자료에 비해 짧기 때문에 모델과 관측 정보를 하나로 통합하기 어렵다는 문제도 있었다. 그밖에 시계열로 된 예측인자로는 답을 수 있는 정보에 한계가 있으며 전체적인 순환장 패턴이 중요하게 작용하기 때문에 기계학습을 통해 패턴의 유사성을 기반으로 예측 정보를 생산하는 방안도 제시되었다. 이번 회의를 통해 제안된 의견들이 추후 실질적인 객관화 예보 방안들이 개발되는데 도움이 될 수 있기를 기대한다.

부록 D. WMO 장기에보 선도센터 계절예측에 사용된 검증 기법

1. 결정론적 예측의 검증

가. Anomaly Corelation Coefficient (ACC)

아노말리 상관계수 분석은 예측 변수별 3개월 예측을 월별 및 3개월 평균에 대해 각각 계산하여 표출된다. ACC 분석은 예측과 관측의 패턴 상관분석으로서 계산방법은 아래 Eq. [D1]과 같다.

$$ACC = \frac{\sum_{i=1}^N w_i (F_i - \bar{F})(O_i - \bar{O})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N w_i (F_i - \bar{F})^2 \sum_{i=1}^N w_i (O_i - \bar{O})^2}} \quad [D1]$$

여기서 F는 예측값, O는 관측값을 의미하며 $\bar{F}$ 와 $\bar{O}$ 는 각각 예측값과 관측 값에 대한 시간 평균을 나타낸다. ACC는 예측장과 관측장 사이의 패턴이 얼마나 유사한지 측정하는 척도로 -1~+1 사이의 값을 갖으며, 만약 ACC가 +1이라면 예측 결과가 정확함을 의미한다.

나. Root Mean Square Error (RMSE)

평균제곱근오차(RMSE)는 예측장과 관측장 사이의 오차를 나타내는 척도로, 아래 Eq. [D2]와 같이 예측값이 관측 값으로부터 갖는 오차를 곱하여 평균한 평균제곱오차를 제곱근으로 표현하며 예보의 정확성을 살펴보는 척도로 사용된다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{W} \sum_{i=1}^N w_i (F_i - O_i)^2} \quad [D2]$$

이 식에서 F는 예측값, O는 관측 값, w_i 는 위도별 가중치, W는 w 의 합을 나타내며 i 는 각 격자점을 의미한다. 만약 예측 결과가 정확할 경우 RMSE는 0이다.

다. Mean Square Skill Score (MSSS)

Mean Square Skill Score는 예측장과 관측장 사이의 변동성 오차, 예측장 자체의 오차, 예측장과 관측장 사이의 계통적 오차를 나타내는 척도이다. 예측값이 실제 관측 값으로부터 갖는 오차 특성을 종합적으로 파악할 수 있는 지표로 MSSS의 각 격자 값으로 정확도의 분포를 파악하거나 영역 평균의 시계열을 통해 정확도의 추이를 이해할 수 있고 $-\infty$ 부터 +1까지의 값을 가질 수 있다. MSSS의 값이 1에 가까울수록 예측성이 뛰어남을 의미한다.

MSSSj의 계산은 다음과 같은 절차를 통해 구해진다. x_{ij} 와 f_{ij} 는 격자 j의 관측 값과 결정

론적 예측값에 대한 i번째의 시계열을 뜻한다. 격자점 j에 대한 over bar는 각 격자점에 대해서 총 예보기간(n개의 시계열)에 대한 시간평균을 의미한다. x_{ij} 와 f_{ij} 의 분산은 각각 아래 Eq. [D3], [D4]와 같이 계산되고

$$S_{xj}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)^2 \quad [D3]$$

$$S_{fj}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_{ij} - \bar{f}_i)^2 \quad [D4]$$

격자점 j에 대한 MSEj와 MSEcj는 각 각 아래와 같이 계산된다.

$$MSE_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_{ij} - x_{ij})^2, \quad MSE_{cj} = \left(\frac{n}{n-1} \right)^2 S_{xj}^2 \quad [D5]$$

MSEj는 각 격자에 대한 시계열 예보 자료와 관측 값의 차이를 제공하여 평균한 것이며 MSEcj는 기후값을 예측값으로 사용할 경우 기후값 예측에 대한 mean square error를 의미한다. MSSSj는 MSEj와 MSEcj를 이용하여 아래와 같은 식으로 계산된다.

$$MSSS_j = 1 - \frac{MSE_j}{MSE_{cj}} \quad [D6]$$

MSSSj는 각 격자에 대한 검증 값을 의미하므로 그 분포를 통해 모형의 지역별 예측 정확도 특성을 파악 할 수 있다.

또한 MSSS는 위상오차(Anomaly Correlation), 진폭 오차(Amplitude Error) 및 바이어스 오차(Bias Error)를 포함하는 개념이며 이는 각 각 아래의 식의 첫 3개항에 해당된다.

$$MSSS = \frac{\left\{ 2 \frac{S_{fj}}{S_{xj}} r_{fxj} - \left(\frac{S_{fj}}{S_{xj}} \right)^2 - \left(\frac{[\bar{f}_j - \bar{x}_j]}{S_{xj}} \right)^2 + \frac{2n-1}{(n-1)^2} \right\}}{\left\{ 1 + \frac{2n-1}{(n-1)^2} \right\}} \quad [D7]$$

$$r_{fxj} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_{ij} - \bar{f}_i)(x_{ij} - \bar{x}_i)}{S_{fj} S_{xj}} \quad [D8]$$

위상오차는 분포 패턴의 상관도를 나타내며 진폭오차는 관측분산에 대한 예측분산의 비율로 표시하며 바이어스 오차는 예측값과 관측 값의 시간 평균의 차이를 나타낸다.

라. Gerrity Skill Score (GSS)

Gerrity Skill Score는 3분위 예보와 같은 카테고리 예보에서의 예측성 정도를 나타낸다. 3

분위 예보의 판정분할표 (contingency table)는 Table D1과 같고 여기에 나타난 각 분위별 예보와 관측의 일치 사례수를 고려하여 GSS를 계산한다.

Table D1. 3x3 contingency table.

		Forecast			
		Below	Near	Above	Total
Observation	Below	n11	n21	n31	n • 1
	Near	n12	n22	n31	n • 2
	Above	n13	n23	n33	n • 3
	Total	n1•	n2 •	n3 •	N

우선 각 카테고리에 대한 예보와 관측을 f_i 와 x_i 라 두고 n_{ij} 는 예보 i와 관측 j 카테고리에 해당되는 수를 의미한다. 각 카테고리별 빈도수의 확률을

$$P_{ij} = \frac{n_{ij}}{N} \quad [D9]$$

로 나타낼 수 있으며 예보와 관측의 각 카테고리에 대한 확률 분포는 각각

$$p(f_i) = \sum_{j=1}^3 p_{ij} = \hat{p}_i ; i = 1, \dots, 3 \quad [D10]$$

$$p(x_i) = \sum_{j=1}^3 p_{ji} = \hat{p}_i ; i = 1, \dots, 3 \quad [D11]$$

이다. 여기서 GSS의 계산은 다음과 같다.

$$GSS = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 P_{ij} S_{ij} \quad [D12]$$

$$S_{ii} = \frac{1}{2} \left(\sum_{r=1}^{i-1} a_r^{-1} + \sum_{r=1}^2 a_r \right)$$

$$S_{ij} = \frac{1}{2} \left[\sum_{r=1}^{i-1} a_r^{-1} - (j-1) + \sum_{r=j}^2 a_r \right] (1 \leq i < 3, i < j \leq 3)$$

$$a_i = \left(1 - \sum_{r=1}^i p_r \right) / \left(\sum_{r=1}^i p_r \right)$$

2. 확률론적 예측의 검증

가. ROC Curve 및 Score

ROC는 Hit rate (HR)와 False alarm rate (FAR) 사이의 분포를 각 확률구간별로 계산하여 한 그래프에 곡선으로 나타낸 것으로 예보 오차에 민감하지 않기 때문에 신뢰도와는 무관하다.

Table D2. 2x2 contingency table.

$HR = H/(H+M)$ $FAR = F/(F+R)$		Observed	
		Yes	No
Forecast	Yes	Hit (H)	False (F)
	No	Missing (M)	correct Rejection (R)

Table D2는 적중률(Hit Rate)과 비적중률(False alarm rate)에 대한 분할 표 (Contingency table)이다. ROC는 0~1의 값을 가지고, 완벽한 예보 일 때 $HR=1$, $FAR=0$, $M(missing)=0$, $F(false)=0$ 값을 가진다. ROC 곡선은 HR과 FAR 사이의 분포도로 각 확률 구간별로 두 값을 계산하여 한 그래프에 곡선으로 나타낸다. $HR=1$ 이고 $FAR=0$ 일 때가 완벽한 예보이므로 ROC 곡선이 좌측 상단으로 가까이 위치할수록 예보의 수행 능력이 좋다고 할 수 있다. 대각선은 skill 유무의 경계선으로 대각선 아래쪽으로 ROC 곡선이 위치하면 FAR가 HR보다 커지므로 예보 수행 능력이 떨어짐을 의미하고 곡선이 대각선상에 위치하면 각 예보 확률별로 HR와 FAR가 동일하므로 예보 능력이 없다고 판단한다. ROC는 곡선 아래의 면적을 구하여 예측성의 정도로 사용하며 이를 ROC score라고 하고, 완벽한 예보일 경우 ROC score는 1이고, 예보의 기술이 없을 경우의 ROC score는 0.5이다.

나. Reliability Diagram

Reliability Diagram은 예보의 신뢰도를 측정하는 척도로 각각의 카테고리별로 분류된 예보 확률과 실제로 이벤트가 발생한 빈도를 측정하여 신뢰성을 측정한다. 다시 말해 주어진 예보 확률이 실제로 얼마나 자주 일어나는가를 알아보는 것이다. 확률 예보를 하기 위해서는 예보 시스템의 신뢰도가 보장되어야 한다. 하지만 신뢰도가 좋다고 해서 반드시 예보의 정확도가 좋아지는 것은 아니다. 완벽한 예보일 때 신뢰도는 0의 값을 갖는다. 신뢰도 그림(Reliability Diagram)의 가로축은 예보 확률 카테고리(0.0~1.0)이며, 세로축은 각 카테고리별 실제 관측된 이벤트의 확률이다. 막대그래프는 예보 확률 카테고리 내에서 집계된 전체 예보 확률 수에 대한 각각의 예보 확률 카테고리에서 집계된 확률 수의 비이다. 대각선에 가까울수록 완벽한 예측성에 가깝고, 대각선보다 위쪽에 나타나는 경우에는 과대예측 한 것이고 대각선보다 아래쪽에 나타나는 경우에는 과소예측 한 것이다.

다. Brier Score(BS)와 Brier Skill Score(BSS)

Brier score는 확률 예보의 정확도의 척도로 가장 널리 사용되는 지수이다. BS는 아래의 식과 같이 확률 오차를 제공하여 평균한 수치로 1) 신뢰도(Reliability), 2) 판별력(Resolution), 3) 불확실성(uncertainty)의 3가지 항목으로 이루어진다. BS의 범위는 0에서 1이다. 만약 예보가 완벽하다면 0의 값을 가지며, 예보의 정확성이 낮을수록 큰 값을 갖는다. 신뢰도는 값이 작을수록 좋고 판별력은 값이 클수록 좋다. 불확실성은 항상 양의 값을 가지며 이 항목의 영향을 완전히 제거한다는 것은 거의 불가능하다.

$$Brier\ Score(BS) = \frac{1}{n} \sum_{k=i}^I N_i (y_i - \bar{o}_i)^2 - \frac{1}{n} \sum_{k=i}^I N_i (\bar{o}_i - \bar{o})^2 + \bar{o}(1 - \bar{o}) \quad [D13]$$

위 식에서 i 는 확률예측카테고리(0.0~1.0=0~100%), n 은 전체 이벤트 수, N_i 는 각 예측 확률 카테고리별 예보 수, y_i 는 각 예측 확률 카테고리, $\bar{o}_i$ 는 각 예측 확률 카테고리별 실제 관측된 이벤트의 빈도, $\bar{o}$ 는 전체 확률 카테고리에서 관측된 이벤트의 빈도를 나타낸다.

Brier Skill Score는 아래와 같이 구할 수 있으며

$$Brier\ Skill\ Score(BSS) = 1 - \frac{BS}{BS_{ref}} \quad [D14]$$

여기서 BS_{ref} 는 예측변수의 기후학적 확률을 의미하고 이는 Resolution과 Reliability의 차이에 대한 Uncertainty의 비로 다시 나타낼 수 있다. 예보한 이벤트가 실제로 일어날 것인가에 대해서 예측의 기후학적 확률의 상대적인 능력을 알 수 있다. BSS 값은 $-\infty$ 에서 1까지의 범위를 가질 수 있으며 0이면 예보 능력이 없음을 의미한다.