

장기예보 개선을 위한 예측정보 통합 방안 개발

**Improved long-range forecasts through enhanced
forecast skills and integrated forecast information**

김가은, 김옥연, 유진호, 윤순조, 임슬희, 정유림

기후사업본부 기후분석과

2023.12.

APEC기후센터

Executive Summary

APCC has contributed to the long-range forecast operated in KMA for the last several years (since 2017). We have continuously improved technical affairs and decision making process necessary for long-range forecast. In this year, we have tried to improve long-range forecast through the objective process. The objective process in this year includes the selection of monitoring factors for seasonal forecast; therefore, we choose the three most significant monitoring factors for the boreal winter temperature forecast.

To improve the information related to the ENSO in 3-month long range forecast, impact of the tropical precipitation which act as a oceanic ENSO forcing is investigated. The leading EOF mode of the precipitation over the tropical Pacific and Indian ocean is a ENSO related pattern. The seasonal forecast model also reproduce the similar pattern as the observed mode. However, in the model precipitation, the ENSO related leading mode takes larger ratio than the observation, also model could not simulate precipitation pattern related to the intra-seasonal variation. Within the winter season, relationship between ENSO and tropical precipitation has monthly variation, and the atmospheric responses to the tropical precipitation is changed depending on the precipitation region and month. The model precipitation has highly related to the ENSO, and the wave train from the tropical Indo-Pacific to the mid-latitude East Asia is simulated dominantly throughout the winter season. The model could not show simulated variations over the Eurasia, which are important impacts during late winter season in the observation. The results of this study suggest that adding both the analyzed result associated to the ENSO and precipitation from the observation and information from the other prediction predictors to the model forecast information is necessary in the late winter month forecast.

As one of the important monitoring factors for boreal winter temperature prediction, we analyzed the availability of the index describing austral Eurasian snow cover. The index has its own increasing trend so that we consider it after detrending. For the early winter, the seasonal prediction model can reasonably represent the temperature variability induced by the surface albedo effect. However, for the late winter, the model cannot describe the tropospheric-stratospheric interaction during the hindcast period. Therefore, we use the detrended index for a longer observation periods instead of considering its response from the seasonal model prediction.

We analyzed the usage of Arctic predictors for predicting monthly temperature during winter, mainly about Arctic sea ice and Arctic vertical distribution. First, we analyzed whether

various autumn Arctic sea ice precursors are still practical and accurate even in consideration of climate change. Next, in order to replace the less predictable sea ice precursors, the possibility of utilizing the Arctic vertical temperature distribution, which were presented based on the last year's study, was explored. Then, the predictive performance of the Arctic vertical temperature distribution event was analyzed in the operational seasonal prediction model, GloSea6. Through this, we examined whether the model can simulate the Arctic vertical temperature distribution events and the characteristics of the model related to it. Finally, based on the research results, we suggested a plan to utilize the predictive information related to the Arctic at a 3-month outlook.

To improve the accuracy and efficiency of 1-month long range forecasts, we have objectified the methodology that forecasters use significantly when looking at 1-month long range forecasts. We examined the potential for improved predictability using these methods. Drawing inspiration from the method of utilizing the outcomes of the medium range prediction model for 1-month forecasts, we conducted experiments on various ensemble selection methods. By using this ensemble selection method, it was shown that if the ensemble is selected at the +2 week point, the superiority of predictability continues until the +3 week prediction. The effect of ensemble selection was particularly evident in the improvement of temperature probability prediction results in the mid-latitude inland region. Through a comparison with the experiment of randomly selecting ensembles, we showed that optimal ensemble selection has a more significant effect on improving predictability than merely doubling the number of ensembles.

In the practice of weekly mean forecast for 1 month in the APCC, it is often observed that consistency (same anomaly at the same location and same target time) between consecutively issued recent forecast anomalies were considered as a signal of credibility of the forecast. Sometimes, extrapolation of tendency of forecast anomaly were attempted due to relatively small amplitude of ensemble mean forecast after 2-weeks lead time. An attempt has been made to quantify the consistent tendency and usefulness of its extrapolation. It is found that extrapolating recent tendency of the forecast anomaly does not guarantee the improvement of the forecast quality as less than 50% of cases showing consistent tendency can contribute to reducing forecast error.

The Madden-Julian Oscillation (MJO), a prominent intraseasonal oscillation during the winter season in equatorial regions, manifests differently in the temperature of East Asia as it propagates across the major convective centers from the western Indian Ocean to the tropical Pacific. First, we investigated the influential phase and associated dynamic mechanisms that exhibit a significant correlation with observed winter temperatures in South Korea. The large-scale convection occurring near tropical maritime continents can induce a propagating wave pattern extending from Southeast Asia to the northeast over the course of a week, creating a teleconnection pattern that affects temperature in South Korea.

Meanwhile, we assessed the simulated performance of phase/temperature skill scores, tropical convection activity, and associated atmospheric patterns. In particular, we selectively identified optimal forecast information by considering model-simulated characteristics of MJO amplitude and the duration of tropical forcing from the +3week forecast.

국문 요약

APCC는 지난 수년에 걸쳐 기상청과의 협력시스템을 바탕으로 지원체계를 강화함으로써 현업 장기예보 정확도 향상을 위한 노력을 기울여 왔다. 2022~2024년의 3년에 걸친 6단계 아태 사업에서는 기존 APCC-기상청의 협력시스템을 바탕으로 하되, 장기예보에 있어 APCC만의 역할 영역을 더욱 확대할 필요가 있으며, 이를 위해서는 현업 장기예보 실무 예측기술을 개선하고, 앞서 개발된 기술 또는 개선된 기후정보(예측성이 좋은 정보)를 선별하고 가공하여 객관화된 예측정보를 생산할 수 있는 기반을 마련할 필요가 있다.

겨울철 3개월 전망에서 사용되는 ENSO와 관련된 정보의 활용성을 높이기 위해 ENSO의 해양 강제력인 열대 지역 강수의 영향을 분석하였다. 겨울철 열대 태평양과 인도양에서 나타나는 강수의 주요 모드는 ENSO와 관련된 패턴으로 나타나며 모델에서도 유사하게 모의되었다. 그러나 모델의 강수는 ENSO와 관련된 변동이 관측보다 매우 큰 비중을 차지했고 계절안에서 진동하는 패턴은 모의하지 못했다. 관측 강수에서는 겨울철 내에서 ENSO와의 관련성에 변화가 있고 강수에 대한 반응이 강수 지역과 시기에 따라 다르지만, 모델 강수는 ENSO와의 관련성이 높게 유지되며 열대에서 중위도로 전파되는 파동 패턴을 우세하게 모의했다. ENSO와 열대 강수의 관련성이 높은 12월에는 열대 강수에 의해 중위도로 파동 전파가 일어나고 한반도 주변 고기압성 편차가 유도되는 과정이 잘 나타나며 모델에서도 이 과정이 잘 재현되었다. 그러나 1월은 열대로부터의 영향보다 유라시아 대륙을 지나 전파되는 영향이 중요해지나 모델에서는 모의하지 못하고 열대에서 전파되는 영향을 관측보다 강하게 모의하는 차이가 있어 모델 정보를 해석하는 과정에서 관측에서 분석된 정보와 다른 기후감시인자의 정보를 추가할 필요가 있다.

중위도 대륙의 중요 기후감시요소으로써, 10월 유라시아 대륙 눈덮임 속도를 겨울철 기온에 활용할 수 있는 방안에 대해 분석하였다. 10월 유라시아 대륙 눈덮임 속도의 경우 그 경향성(trend)를 제거하여 감시인자로 활용하여야 하며, 11월~12월의 초겨울에는 눈덮임 지표면 알베도에 의한 기온 변화를 비교적 잘 재현하기 때문에 눈덮임에 대한 반응으로 모델 재현성은 믿을 만 하다. 반면, 1월~2월의 늦겨울에는 지표면 heat flux에 따른 대기 중/상층 반응이 모델의 과거재현기간에는 잘 재현하지 못하는 경향이 있으므로, 이 경우 장기간의 관측기반 감시인자의 중요성이 커진다.

북극지역 예측인자, 특히 북극 해빙과 북극 연직 기온분포의 활용을 중심으로 겨울철 월별 기온 예측에 관하여 연구하였다. 먼저, 여러 가지 가을철 북극 해빙 예측인자가 기후변화를 고려했을 때에도 여전히 실용적이고 정확한지 분석하였다. 그다음, 예측성이 낮아진 해빙 예측인자를 대체하기 위해 지난해 연구를 통해 제시한 북극 연직 기온분포의 예측인자의 활용 가능성을 탐구하고, 현업 기후예측 모델인 GloSea6에서 북극 연직 기온분포의 예측성능을 분석하였다. 이를 통해 모델이 북극 연직 기온분포 이벤트를 모의할 수 있는지, 그와 관련되어 모델이 가진 특성은 어떠한지를 살펴보았다. 마지막으로, 연구결과를 바탕으로 3개월 전망에서 북극 예측인자와 관련한 예측정보의 활용 방안을 제시하였다.

1개월 장기예보의 정확도 향상과 효율적인 운영을 위해 예보관이 1개월 장기예보 전망시 중요하게 사용하는 방법론을 객관화 하고, 이러한 방법의 사용에 따른 예측성의 향상 가능성을 살펴보았다. 1개월 전망을 위해 중기예측 모델의 결과를 활용하는 방법에서 착안하여 특정 시점을 기준으로 예측성이 우수하거나 특정 경향을 보이는 앙상블 멤버를 고르는 다양한 방법에 대한 실험을 수행하였다. 이러한 앙상블 선별 방법을 사용하여 +2주 시점에서 앙상블을 선별하면, 예측성의 우위가 +3주 예측까지 지속됨을 보였다. 특히 앙상블 선별의 효과는 중위도 내륙 지역의 기온 확률예측 결과의 향상이 두드러지게 나타났다. 무작위로 앙상블을 선별하는 실험과의 비교를 통해 앙상블 개수의 두배 증가보다 최적의 앙상블 선별이 예측성 향상에 더 뛰어난 효과가 있음을 보였다.

1개월 예측 생산에서 최근 1주일간 생산된 3개 연속된 모델 예측의 경향을 고려해 최근 모델 예측을 보완하거나 예측 정보의 신뢰도를 가감하는 과정에 대한 정량화를 시도하고 그 유용성을 검증하였다. 4년 간의 ECMWF 앙상블 예측 자료를 이용해 각 격자점에서 예측편차의 경향성이 유지되는 경우가 전체 사례의 50% 미만이며, 그 중 50% 이하의 경우에 예측 경향을 고려해 최근 예보를 수정하는 것이 예측성능 향상에 도움이 되므로 예측 경향성을 고려한 최근 예측의 보정은 유의미하지 않은 것으로 판단된다.

겨울철 적도 지역에서 뚜렷하게 나타나는 계절내 진동 모드인 Madden-Julian Oscillation (MJO)은 서인도양부터 열대 태평양까지 주요 대류 중심이 이동함에 따라 동아시아 지역 기온에 미치는 영향이 다르게 나타난다. 먼저, 관측 기반 겨울철 우리나라 기온과 유의미한 상관관계를 가지는 영향 위상 및 관련 역학 메커니즘을 조사하였다. 열대 해양성 대류 부근에서 나타나는 대규모 구름대는 일주일에서 일주일 넘게 남동아시아부터 북동쪽으로 전파되는 파동 형태의 원격상관 패턴을 형성함에 따라 우리나라 기온 변동에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 한편, ECMWF 모델의 MJO 예측 정보를 겨울철 1개월 장기예보에 활용하기 위해 영향 위상에 대한 위상 및 기온 적중률, 열대 대류 활동, 원격상관 대기 패턴의 모의 성능을 진단하였다. 특히, +3주 예측으로부터 MJO 대류 강제력의 강도 및 지속 기간에 대한 모델 모의 특성을 고려하여 최적의 예측 정보를 선별하였다.

목차

Executive Summary	i
국문 요약	iv
목차	vii
표 차례	ix
그림 차례	xi
1. 서론	1
2. 과제 구성	3
3. 3개월 장기예보 개선	7
3.1. 겨울철 우리나라 기온과 열대 해양	7
3.2. 겨울철 우리나라 기온과 유라시아 눈덮임	36
3.3. 겨울철 우리나라 기온과 북극 해빙	63
3.4. 3개월 장기예보 개선을 위한 관측감시인자 활용 방안	85
4. 1개월 장기예보 개선	86
4.1. 앙상블 선별에 따른 예측성 향상	86
4.2. 최근 예보의 경향성을 고려한 예측성 향상	103
4.3. 계절안변동(MJO)을 고려한 예측성 향상	115
5. 국내 장기예보 전망 생산 지원	144
5.1. APCC 3개월 전망 생산	144
5.2 APCC 1개월 예측시스템 운영 및 개선	145
5.3. WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 시스템 운영	155
6. 요약 및 결론	160
사사	163
References	164
부록. 예보경향성 관련 식 [4.6] 등의 유도과정	168

표 차례

Table 3.1. Correlation coefficient of the EOF PC time series between observation and model precipitation during 1993/94-2015/16. The asterisk indicates statistically significant at 95% confidence level.	16
Table 3.2. Selected years based on the SPIDX for different composite cases	39
Table 3.3. Selected years based on the SPIDX for different composite cases	49
Table 3.4. Categories of arctic vertical warming	63
Table 3.5. Contingency Table	64
Table 4.1. Characteristics of ECMWF sub-seasonal prediction model.	88
Table 4.2 Verification methods and data processing procedures, organized by experiment.	90
Table 5.1. Characteristics of GPC data for WMOLC-LRFMME subseasonal prediction.	156

그림 차례

Figure 2.1. Current APCC 3-month long-range forecast which consist of seasonal prediction from APCC MME and observation-based monitoring factors.	3
Figure 2.2. Current APCC 1-month long-range forecast with various approaches.	4
Figure 2.3. Objective seasonal forecast process adapted from WMO.	5
Figure 2.4. Research construction for APCC long-range forecast improvement.	6
Figure 3.1. Regression of (left) sea surface temperature anomalies and (right) precipitation anomalies with respect to the Korea temperature in December, January, and February. The diagonal indicate statistically significant at 95% confidence level. (1979/80-2021/22 period)	8
Figure 3.2. The spatial pattern and the corresponding principal component time series of the first three EOF modes for the winter precipitation anomalies during 1979/80-2021/22 period.	10
Figure 3.3. As in Figure 3.2, but for 1993/94-2015/16 period.	11
Figure 3.4. The latitude (5S-5N) average of the spatial pattern of the first three EOF modes for the winter precipitation anomalies. EOF analysis is applied to the (red) Dec, (green) Jan, (blue) Feb, (gray) DJF average, and (yellow) consecutive winter three month.	12
Figure 3.5. Regression of (a) (shading) 500hPa and (contour) 200hPa geopotential height anomalies, (b) (shading) 2m temperature and (contour) sea level pressure anomalies, (c) sea surface temperature anomalies, and (d) precipitation anomalies with respect to PC1 time series in December. The diagonal and dot indicate statistically significant at 95% confidence level.	13
Figure 3.6. As in Figure 3.5, but for January.	14
Figure 3.7. As in Figure 3.5, but for February.	14
Figure 3.8. As in Figure 3.2, but for GloSea6 model precipitation during 1993/94-2015/16.	16
Figure 3.9. Scatter plots between the amplitude of Nino3.4 index and pattern correlation coefficients of the observation and model precipitation anomalies over the tropical ocean (50-220E, 20S-20N). Light pink (cyan) dot indicates positive (negative) Nino3.4 index.	18
Figure 3.10. Correlation coefficients between observation and model for each precipitation area. Pink is western Indian ocean (50-80E, 10S-10N), yellow is Bay of Bengal and south China sea (80-120E, 0-15N), blue is western Pacific (120-150E, 0-15N), purple is central	

Pacific (160–190E, 10S–10N).	19
Figure 3.11. As in Figure 3.10, but for normalized root mean square error.	19
Figure 3.12. Correlation coefficients between tropical precipitation and (bar) wave-train index (W-T), and (dot) Nino3.4 index. The diagonal and circle line indicate statistically significant at 95% confidence level.	21
Figure 3.13. As in Figure 3.12, but for GloSea6 model.	21
Figure 3.14. Regression of 200hPa (shading) stream function and (vector) wave activity flux with respect to precipitation over the (top) western Indian ocean, (middle) western Pacific, (bottom) and central Pacific in December. Left panels are for the observation, and right panels are for GloSea6 model.	24
Figure 3.15. As in Figure 3.14, but for January.	24
Figure 3.16. As in Figure 3.14, but for February.	25
Figure 3.17. Correlation coefficient between (pink) Nino3.4 index and wave-train index, (yellow) wave-train index and 500hPa geopoteneial height over the Korean Peninsula, (blue) western north Pacific anticyclone and sea level pressure over the Korean Peninsula. Bar indicate coefficient during 1993/94–2015/16, and dot indicate coefficient during 1979/80–2021/22 period.	26
Figure 3.18. As in Figure 3.17, but for GloSea6 model 1993/94–2015/16 period.	27
Figure 3.19. Schematic diagram of the relations between ENSO related precipitation, wave train from tropics to mid-latitude, anticyclonic circulation over the Korean peninsula, and western north Pacific anticyclone. (a) is observation, and (b) is GloSea6 model. Thickness of the line indicate strength of the relation.	28
Figure 3.20. Plots of the (a) Dec, (b) Jan, and (c) Feb Korean temperature anomalies according to the El Nino and La Nina years. Pink, blue, and black dots indicate El Nino with positive IOD, La Nina with negative IOD, and El Nino and La Nina without IOD years, respectively.	28
Figure 3.21. Scatter plots between 500hPa geopotential height around the Korean peninsula and wave-train index for (left) observation and (right) model. Triangle and square indicate El Nino and La Nina years. Red and green dots indicate El Nino with IOD and La Nina without IOD years, respectively. Triangle and square with thick line are years from 1993/94–2015/16 (model hindcast) period.	30
Figure 3.22. Composite maps of the (a,d) (shading) 500hPa and (contour) 200hPa geopotential	

height anomalies, (b,e) (shading) 2m temperature and (contour) sea level pressure anomalies, and (c,f) (shading) precipitation and (contour) sea surface temperature anomalies for the December El Nino years. Left panels are for the observation, and right panels are for GloSea6 model.33

Figure 3.23. Composite maps of the (shading) 200hPa and (contour) 850hPa velocity potential anomalies for the December El Nino years. Left panel is for the observation, and right panel is for GloSea6 model.33

Figure 3.24. As in Figure 3.22, but for January El Nino with positive IOD years.34

Figure 3.25. As in Figure 3.22, but for January La Nina without IOD years.35

Figure 3.26. Climatological distribution (contours) and interannual variability (shadings) of snow cover in Eurasian Continent in October~January for the 42 years (1980-2022).36

Figure 3.27. Correlations (shadings) and regressions (contours) of snow cover in Eurasian Continent with snow cover, short wave radiation (ssr), longwave radiation+sensible heat flux+latent heat flux(str+sshf+slhf) and 2-m temperature (t2m) in October for the 42 years (1980-2022).37

Figure 3.28. Correlations (shadings) and regressions (contours) of snow cover in Eurasian Continent with snow cover, short wave radiation (ssr), longwave radiation+sensible heat flux+latent heat flux(str+sshf+slhf) and 2-m temperature (t2m) in November for the 42 years (1980-2022).38

Figure 3.29. Time-series of SPIDX from 1980 to 2022, Note that the deficiton of SPIDX is given in the text.39

Figure 3.30. Monthly temperature observation from KMA(Korea Meteorological Administration) over the Korean Peninsula.40

Figure 3.31. Regressed sea level pressure onto the SPIDX (with trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.41

Figure 3.32. Regressed sea level pressure onto the SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.42

Figure 3.33. Regressed 2m temperature onto the SPIDX (with trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.42

Figure 3.34. Regressed 2m temperature onto the SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.42

Figure 3.35. Regressed 20hPa zonal wind onto the SPIDX (with trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.43

Figure 3.36. Regressed 20hPa zonal wind onto the SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.44

Figure 3.37. Regressed 500hPa geopotential height onto the SPIDX (with trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.44

Figure 3.38. Regressed 500hPa geopotential height onto the SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.44

Figure 3.39. Regressed zonal wind (shadings), EP-flux (vector), and divergence of flux (contour) onto the SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.45

Figure 3.40. Regressed zonal wind (shadings), EP-flux (vector), and divergence of flux (contour) onto the SPIDX (with trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.46

Figure 3.41. Zonal mean (30–150E) short-wave radiation flux in October (blue) and November (red); (solid) with trend, and (dashed) without trend.47

Figure 3.42. Zonal mean (30–150E) long-wave radiation flux in October (blue) and November (red); (solid) with trend, and (dashed) without trend.47

Figure 3.43. Meridional mean (25–60E) short-wave radiation flux in October (blue) and November (red); (solid) with trend, and (dashed) without trend.47

Figure 3.44. Meridional mean (25–60E) long-wave radiation flux in October (blue) and November (red); (solid) with trend, and (dashed) without trend.48

Figure 3.45. Areal mean (50–80N, 60–120N) of sea level pressure in November (blue) and December (black); (dashed) with trend, (solid) without trend.48

Figure 3.46. Areal mean (30–50N, 100–130N) of 2m temperature in November (blue) and

December (black); (dashed) with trend, (solid) without trend.	48
Figure 3.47. Time-series of detrended SPIDX from 1980 to 2022, Note that the deficiton of SPIDX is given in the text.	49
Figure 3.48. Monthly temperature observation from KMA(Korea Meteorological Administration) over the Korean Peninsula.	50
Figure 3.49. Composite difference of snow cover over Eurasia. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	51
Figure 3.50. Composite difference of 20hPa zonal windr. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	52
Figure 3.51. Composite difference of 500hPa geopotential height. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	52
Figure 3.52. Composite difference of sea level pressure. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	52
Figure 3.53. Composite difference of 2m temperature. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	53
Figure 3.54. Composite difference of EP-flux and divergence. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	53
Figure 3.55. Zonal mean (30-150E) short-wave radiation flux in November (red) and December (blue).	54
Figure 3.56. Zonal mean (30-150E) long-wave radiation flux in November (red) and December (blue).	54
Figure 3.57. Time-series of SPIDX from 1993 to 2016, Note that the deficiton of SPIDX is given in the text.	55
Figure 3.58. Time-series of detrended SPIDX from 1993 to 2016, Note that the deficiton of SPIDX is given in the text.	56
Figure 3.59. Regressed 20hPa zonal wind onto the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	56
Figure 3.60. Regressed 20hPa zonal wind from GloSea6 onto the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	57
Figure 3.61. Regressed 500hPa geopotential height the observed SPIDX (without trend) in	

October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	57
Figure 3.62. Regressed 500hPa geopotential height from GloSea6 the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	58
Figure 3.63. Regressed sea level pressure the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	58
Figure 3.64. Regressed sea level pressure from GloSea6 the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	58
Figure 3.65. Regressed 2m temperature the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	59
Figure 3.66. Regressed 2m temperature from GloSea6 the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.	59
Figure 3.67. Correlation of snow cover in (top) November and (bottom) December with SPIDX in October from 1980 to 2021.	60
Figure 3.68. Correlation of snow cover in (top) November and (bottom) December with SPIDX in October from 1993 to 2016.	61
Figure 3.69. Schematic diagram summarizing how to use snow cover speed index in Eurasian continent as a monitoring factor for winter temperature prediction.	61
Figure 3.70. Arctic sea ice precursors introduced in long-range forecast guidance.	65
Figure 3.71. Monthly sea ice concentration change. Light colored lines are sea ice concentration by year, bold purple lines are climatology mean (1991~2020), and gray shaded areas indicate the standard deviation of	66
Figure 3.72. Sea ice concentration anomalies (climatology: 1991~2020)	67
Figure 3.73. Schematic diagram of using sea ice precursors	67
Figure 3.74. Percentage of lower than normal temperature anomaly in South Korea when the sea ice precursors are lower than normal	68
Figure 3.75. 15 years rolling correlation between sea ice precursors and temperature in South	

Korea.	69
Figure 3.76. Detrended sea ice concentration anomalies	69
Figure 3.77. Time lagged correlation between sea ice precursors and temperature in South Korea with trend (top) and without trend (bottom). Only significant values are shown.	70
Figure 3.78. Percentage of lower than normal temperature anomaly in East Asia when deep Arctic warming (DAW)	71
Figure 3.79. Threat scores of GloSea6 hindcast ensemble mean in predicting deep Arctic warming (DAW).	72
Figure 3.80. Skill score of GloSea6 hindcast ensemble mean in predicting all types of Arctic event.	72
Figure 3.81. Composite pattern of 2 m temperature during (left) DAW and (right) SAW from ERA5. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.	74
Figure 3.82. Composite pattern of 2 m temperature during (left) DAW and (right) SAW from GloSea6 hindcast. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.	75
Figure 3.83. Composite pattern of 500 hPa geopotential height during (left) DAW and (right) SAW from ERA5. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.	76
Figure 3.84. Composite pattern of 500 hPa geopotential height during (left) DAW and (right) SAW from GloSea6. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.	77
Figure 3.85. Composite pattern of 300 hPa zonal wind during (left) DAW and (right) SAW from ERA5. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.	78
Figure 3.86. Composite pattern of 300 hPa zonal wind during (left) DAW and (right) SAW from GloSea6. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.	79
Figure 3.87. Composite pattern of zonal mean (80~130° E) zonal wind during (left) DAW and (right) SAW from ERA5. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.	80
Figure 3.88. Composite pattern of zonal mean (80~130° E) zonal wind during (left) DAW and	

(right) SAW from GloSea6. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.81

Figure 3.89. Composite pattern of VIMF (shade) and wind (vectors) during DAW and SAW from ERA5. The top two is for December, the two in the middle are for January and the bottom two is for February. Brown solid lines denote where VIMF is 0.82

Figure 3.90. Composite pattern of VIMF (shade) and wind (vectors) during DAW and SAW from GloSea6. The top two is for December, the two in the middle are for January and the bottom two is for February. Brown solid lines denote where VIMF is 0.83

Figure 3.91 A Diagram of results summary.84

Figure 3.92. Schematic diagram summarizing how to use monitoring factors for monthly forecast in Korea in DJF.85

Figure 4.1. Prediction models and reanalysis data. (a) Prediction of the GDAPS model (valid date: February 21, 2022). (b) Z500 anomaly data from NCEP reanalysis 1 (from February 21, 2022, to February 27, 2022). (c, e, g) +2 week predictions, and (d, f, h) +3 week predictions of the sub-seasonal models (Washington, ECMWF, and Exeter, respectively). The base date for the sub-seasonal model prediction is February 7, 2022, and the variable is Z500.87

Figure 4.2. Schematic diagram illustrating the improvement in predictability through ensemble selection in the sub-season prediction model. The yellow line represents an individual ensemble, the black line represents the average of the overall ensemble, and the green line represents the average of the selected ensemble. Ensemble selection is performed at the +2 week prediction point, and the results of the +3 week prediction are used.89

Figure 4.3. Schematic diagram of the ensemble selection method using EOF analysis. The left panel shows the pattern from EOF modes 1 to 4, and the right panel illustrates the selection (indicated by the blue line) of ensembles that predict each pattern well at the +2 week of prediction.91

Figure 4.4. Example of a +3 week prediction of Z500 anomaly using ensemble selection. The top left panel shows the ERA5 data used for verification, while the remaining panels display selected and averaged prediction data, as good as the number indicated at the top right of each image. The ECMWF sub-season model was used for the prediction, with an initial date of January 31, 2022.92

Figure 4.5. Z500 predictability according to the ensemble selection method. The figure shows the ACC value of the verification area at the ensemble selection time (+2 week prediction)

and at +3 week prediction time. The color of the line indicates the number of ensembles selected. The verification period encompasses 255 predictions from 2018 to 2022.93

Figure 4.6. Predictability of Z500 based on ensemble selection time. (a) +1 week select and (b) +2 week select.+ Additional details are as shown in the figure 4.5.94

Figure 4.7. Spatial distribution of improvement in +3 week probabilistic prediction according to the ensemble selection method. (a) Above normal, (b) Near normal, and (c) Below normal prediction. The verification variable is 2m temperature, and the verification method is the ROC score. The verification period encompasses 255 predictions from 2018 to 2022.95

Figure 4.8. ROC score of Korea' s +3 week precipitation above normal probabilistic prediction, categorized by the number of ensembles and ensemble selection methods. The verification period encompasses 255 predictions from 2018 to 2022.96

Figure 4.9. ROC score of Korea' s +3 week 2m temperature above normal probabilistic prediction, categorized by the number of ensembles and ensemble selection methods. The verification period encompasses 255 predictions from 2018 to 2022.96

Figure 4.10. Probabilistic prediction using the Gaussian fitting method. Additional details are as shown in the figure 4.9.97

Figure 4.11. ROC score comparison of ensemble selection methods. The figure shows the ROC scores of the DailyACC method (blue lines) and the DailyEOF3Mon method (red lines), compared to the random selection method (black lines). The scores are shown according to the number of ensemble selections. (a) Above normal, (b) Near normal, and (c) Below normal prediction. The verification period encompasses 255 predictions from 2018 to 2022.98

Figure 4.12. ASOS, reanalysis data, and model predictions for the period Oct 30, 2023 through Nov 5, 2023. This figure is divided into several parts: (a) ASOS temperature observations, (b) NCEP Reanalysis 1 Z500 data, (c) and (e) T2M probabilistic forecasts, and (d) and (f) Z500 deterministic forecasts. Specifically, (c) and (d) are +3 week predictions from the ECMWF sub-season forecast model using all ensemble members, while (e) and (f) are predictions derived from a selection of 10 ensemble members.100

Figure 4.13. ASOS, reanalysis data, and model predictions for the period Nov 20, 2023 through Nov 26, 2023. Additional details are as shown in the figure 4.12.101

Figure 4.14. Hovmoller diagram of 500hPa GPH ensemble mean anomaly forecast of ECMWF averaged over 126° E~135° E. Upper panel : forecast issued at 4th of Jan. 2023. Lower panel : forecast issued at 11th of Jan.104

Figure 4.15. Time series of 500hPa GPH forecast (red) and observation (black) at a particular grid point. The red, pink, and light pink lines correspond to the current forecast (f_0), previously issued forecast(f_1), forecast issued a week before (f_2).105

Figure 4.16. (Black) Globally(80° S- 80° N) averaged proportion of the cases with consistent tendencies from three latest consecutive forecasts for 4 years as a function of lead time (x-axis). Green line indicates 1/2 of black line values. (Red) The proportion of cases that extrapolation of forecast tendency is beneficial for improving accuracy of forecast (i.e. tendency reduces forecast error)106

Figure 4.17. Same as Fig. 4.16 but for averaged over tropics (left) and extratropics (right). Note that y-axis for red curves are on the right of each figure.107

Figure 4.18. Same as Fig. 4.17 but for seasonally averaged over global (left) and the East Asia (right). Different types of line indicate different season, shown in upper right coner of each figure.107

Figure 4.19. Same as Fig. 4.18 but for averaged over the East Asia (left, 110° E- 150° E, 25° N- 50° N) and over the south Korea (right, 126° E- 135° E, 33° N- 38° N) . Thin lines of each color indicate proportions of each case from 100 random selections.108

Figure 4.20. (a) Portion of consistent tendencies among consecutive three value of ρ in Eq. [4.4] as a function of autocorrelation in Eq. [4.4]. This portion was obtained by counting cases from 1,000,000 times of random realizations. (b) Global average of correlation coefficients between current forecast (f_0) and observation (o , black), previous forecast (f_1 , red), and forecast a week before (f_2) as a function of lead time. (c) time series of 500hPa GPH at a grid point over Korea at lead time of 5 day (upper) and 25 day (lower). black, red, blue lines indicate observation, current forecast (f_0), and previous forecast (f_1), respectively. Thick solid lines are 11days running mean of original value shown in thin lines.109

Figure 4.21. Left: Standard deviations of forecast anomaly from the grid point at the equator (blue), 30° N(red), and 60° N(black). Right. Globally averaged value of signal variance (red) and noise variance (blue) as a function of lead time.110

Figure 4.22. (a) Illustration of the joint probability distribution of error(e) and forecast tendency (T) when two variables are not correlated. (b) same as (a) but two variables are positively correlated.111

Figure 4.23. Globally averaged value of correlation coefficients between (red) tendency and observation, (blue) tendency and forecast, (black) tendency and error, (green) forecast and

error, and (grey) observation and error $\times -1$	111
Figure 4.24. Globally averaged value of potential predictability (R, denoted as Rmm in black) and actual predictability (r denoted as Rmo in red).	112
Figure 4.25. Estimated Correlation coefficient between error() and tendency() using values from Figure 4.24 and Eq. 4.6.	113
Figure 4.26. Zonal wavenumber- frequency power spectrum of intraseasonal OLR anomaly averaged over 10oS-10oN during the winter.	115
Figure 4.27. Lag-longitude cross section of regressed intraseasonal OLR anomalies against OLR time series averaged over 10oS-10oN. The reference regions are the tropical Indian Ocean (top) and the western Pacific (bottom).	116
Figure 4.28. Spatial structures of EOFs 1 and 2 for intraseasonal anomalies in combined OLR, U850, and U200. The explained variance is provided at the top right of each panel.	117
Figure 4.29. Composite of intraseasonal OLR anomalies for eight strong MJO phases during the DJF winter.	119
Figure 4.30. Weekly mean composite of intraseasonal temperature anomalies (significant at the 95% confidence level) during the initially strong phase 5 (left) and phase 1 (right) over South Korea.	120
Figure 4.31. Time-lag composite of intraseasonal temperature anomalies averaged over South Korea (significant at the 95% confidence level) during the initially strong phase 5 (top) and phase 1 (bottom).	121
Figure 4.32. Composite of intraseasonal anomalies in OLR, 200hPa geopotential height, and 200hPa wave activity flux in strong phase 5 (left) and phase 1 (right).	122
Figure 4.33. Composite of OLR and 200hPa geopotential height anomalies associated with the singular or combined effect of phase 5-related (left) and phase 1-related (right) convection. The reference regions are the Indian Ocean (IO)-only (top), the western North Pacific (WNP)-only (middle), and IO-WNP (bottom).	123
Figure 4.34. Composite of intraseasonal 500hPa geopotential height anomaly at days 0, 2, 4, 6 after the initially strong phase 5 (left) and phase 1 (right).	124
Figure 4.35. Weekly mean composite of intraseasonal anomalies in 500hPa geopotential height (top), mean sea level pressure, 850hPa wind, 1000hPa temperature advection (middle), and 2m temperature (bottom) during the initially strong phase 5 (left) and phase 1 (right).	125
Figure 4.36. Weekly intraseasonal temperature anomalies (significant at the 95% confidence	

level) over South Korea during a persistent strong phase 6 for 4 consecutive days.	127
Figure 4.37. Composite of intraseasonal anomalies in OLR, 200hPa geopotential height, and 200hPa wave activity flux at +0 day when strong phase 6 persists for 4 days.	128
Figure 4.38. Weekly composite of intraseasonal 500hPa geopotential height anomalies during a persistent strong phase 6 for 4 consecutive days.	129
Figure 4.39. Weekly composite of intraseasonal anomalies in MSLP, 850hPa wind, and 1000hPa temperature advection during a persistent strong phase 6 for 4 consecutive days.	130
Figure 4.40. The bivariate correlation, RMSE, phase error, and amplitude error for MJO index, as a function of forecast lead time for all hindcasts initialized from the winter of 2001–2020.	131
Figure 4.41. Phase space diagram of ECMWF hindcast (left) and observation (right) when initially strong phases 5 (top) and 1 (bottom) are predicted in the +3week forecast.	133
Figure 4.42. Composite of intraseasonal anomalies in OLR, 200hPa geopotential height, and 200hPa wave activity flux on the first day with strong phase 5 (left) and phase 1 (right) in the +3week forecast.	134
Figure 4.43. Composite of intraseasonal anomalies in 500hPa geopotential height (top), mean sea level pressure, 850hPa wind (middle), and 2m temperature (bottom) for initially strong phase 5 (left) and phase 1 (right) in the +3week forecast.	136
Figure 4.44. Scatter plots between phase hit rate (HR) and pattern correlation coefficient (PCC) for anomalies in OLR (top), Z500 (middle), and MSLP (bottom) based on the amplitudes and durations of phase 5 (left) and phase 1 (right) in the +3week forecast.	137
Figure 4.45. Temperature hit rate for phase 5 (phase 1) with different amplitudes and durations in the +3week forecast.	138
Figure 4.46. Box-plot of 2m temperature anomaly for the event with the best prediction performance associated with the MJO impact phases.	139
Figure 4.47. A schematic diagram of MJO forecast information for a one-month outlook. ..	140
Figure 4.48. Phase space diagrams of observation (left) and real-time forecast (right) with respect to phase 5 event (top) and phase 1 event (bottom).	142
Figure 4.49. Weekly mean intraseasonal anomalies in 500hPa geopotential height, MSLP and 850hPa wind with respect to phase 5 event for observations (left) and real-time forecasts (right).	143
Figure 4.50. Same as Figure 24, but for the phase 1 event.	143

Figure 5.1. Sample of APCC 3 month forecast summary for KMA.144

Figure 5.2. Sample of APCC 1 month forecast charts.145

Figure 5.3. Sample of subseasonal model output for APCC 3-month forecast.146

Figure 5.4. NCEP Reanalysis 1 data, and ECMWF sub-seasonal model prediction for the period Jan 16, 2023 through Jan 22, 2023. This figure is divided into several parts: (a) NCEP Reanalysis 1 Z500 data, (b) ECMWF Z500 +3 week prediction, (c) NRA1 MSLP and 850hPa wind data, and (d) ECMWF MSLP and 850hPa wind +3 week prediction.148

Figure 5.5. NCEP Reanalysis 1 data, and ECMWF sub-seasonal model prediction for the period Jan 23, 2023 through Jan 29, 2023. Additional details are as shown in the figure 3.2.17.149

Figure 5.6. NCEP Reanalysis 1 data, and ECMWF sub-seasonal model prediction for the period Dec 28, 2020 through Jan 10, 2021. This figure is divided into several parts: (a) and (c) NCEP Reanalysis 1 Z500 data, and (b) and (d) ECMWF Z500 +3 week prediction. Specifically, (a) and (b) cover the period from Dec 28, 2020 through Jan 3, 2021, while (c) and (d) represent the period from Jan 4, 2021 through Jan 10, 2021.150

Figure 5.7. NCEP Reanalysis 1 data and ECMWF sub-seasonal model predictions from Jun 26, 2023 to Jul 10, 2023 for the Z500 variable. This figure is divided into several parts: (a), (c), (e) and (g) present NCEP Reanalysis 1 data, while (b), (d), (f) and (h) show ECMWF +3 week prediction. Each row represents data sequentially averaged over one week.152

Figure 5.8. NCEP Reanalysis 1 data and ECMWF sub-seasonal model predictions from Jun 26, 2023 to Jul 10, 2023 for the MSLP and 850 wind variable. Additional details are as shown in the figure 5.6.153

Figure 5.9. Anomaly correlation coefficient (ACC) of weekly mean real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period of Jan 2016~Aug 2023 around the globe. ACC for SCM prediction is indicated by black line.157

Figure 5.10. Anomaly correlation coefficient (ACC) of monthly averaged +3week real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period from Jan 2016 to Aug 2023 around the globe. ACC for SCM prediction is indicated by black line.159

1. 서론

APCC는 지난 수년에 걸쳐 기상청과의 협력시스템을 바탕으로 지원체계를 강화함으로써 현업 장기예보 정확도 향상을 위한 노력을 기울여 왔다. 2022~2024년의 3년에 걸친 6단계 아태 사업에서는 기존 APCC-기상청의 협력시스템을 바탕으로 하되, 장기예보에 있어 APCC만의 역할 영역을 더욱 확대할 필요가 있으며, 이를 위해서는 현업 장기예보 실무 예측기술을 개선하고, 앞서 개발된 기술 또는 개선된 기후정보(예측성이 좋은 정보)를 선별하고 가공하여 객관화된 예측정보를 생산할 수 있는 기반을 마련할 필요가 있다. 이는 장기예보 현업기관(기상청)과 장기예보 기술 등의 연구개발을 하는 여타 R&D 과제들과는 차별화되는 것으로써, 지속적인 국내 장기예보 생산 및 실무 예측기술 개선과 활용을 통해 국내 장기예보를 개선하는데 더욱 기여하고자 한다.

장기예보를 위해서는 자료생산단계(관측분석-기후모델운영-장기예보 기술개발) 및 예보정보생산단계(예보관 종합분석-서비스, 홍보)에서의 기술개발 및 개선이 필요하며, 이 둘의 연계를 통해 직접 실무에 적용하는 과정이 필요하다. 특히, 장기예보 생산을 위해서는 모델 예측정보가 필수적이며, 이를 실무에 활용하기 위한 장기예보기술을 개선할 필요가 있다. APCC MME와 기상청 현업모델의 성능은 ECMWF 모델에 버금가는 좋은 성능을 보이지만, 우리나라를 포함한 중위도 지역의 기후에 대한 정확한 장기예보는 여전히 어려우며 특히 여름철 강수의 예측성은 현저히 낮게 나타나고 있다. 특히, 계절내 예측(3주~6주) 기술개발을 통해 예측 사각지대를 해소할 수 있는 기술개발 및 개선과 함께, 우리나라 장기전망의 체계 자체에 대한 고민도 필요하다. 따라서 이 연구에서는 계절 및 계절내 장기예보 기술개선을 통한 정확도 향상과 함께, 그간의 장기예보 경험 및 (기존 관측 및 모델 자료 기반의) 산재된 정보를 통합하여, 우리나라 장기예보 시 활용 가능한 객관화된 예측정보 생산을 위한 기반을 마련하고자 한다. 이를 위하여, 2022년에는 장기예보 예측성 향상을 위한 기술을 개선하고자 하며, 관련한 연구내용을 하나씩 살펴보면 다음과 같다.

겨울철 3개월전망 예측에서는 우리나라 기온에 영향을 주는 감시예측인자로 엘니뇨/라니냐(ENSO)를 활용하고 있다. ENSO는 열대 태평양 해수면 온도에서 나타나는 겨울철 대표적인 경년 변동으로 대기 원격 상관을 통해 우리나라에 영향을 준다. 하지만 ENSO가 우리나라를 포함한 동아시아에 미치는 영향은 겨울철 3개월 안에서 월별로 차이가 있으며 우리나라 기온과의 직접적인 관련성은 12월에만 나타난다. ENSO의 영향은 열대 지역 강수를 통해, 강수 강제력에 의한 대기 원격 상관 반응으로 나타나기 때문에 열대 지역 강수의 영향을 이해하는 것은 겨울철 예측에서 중요한 부분이다. 따라서 이 연구에서는 열대 태평양과 인도양 강수에 대해 관측과 모델에서 나타나는 강수의 주요 변동 모드를 비교하였고, 열대 강수와 관련된 대기 반응을 겨울철 월별로 나누어 분석하고 모델에서는 이를 얼마나 유사하게 재현하고 있는지를 분석하였다.

APCC에서는 겨울철 3개월 전망 예측에서 우리나라 겨울철 기온에 영향을 주는 예측인자 중 하나로 10월 유라시아 눈덮임 상태를 활용하고 있다. 유라시아 대륙 눈덮임 인자는 지속되는 기후변화와 함께 그 경향성이 강한 기후감시요소 중 하나로서, 예측에 활용하기에 적합한지 분석하고, 이를 예측에 활용할 수 있는 방안에 대해 고민할 필요가 있다.

장기예보 가이드스(기상청, 2018)에서는 평년보다 적은 가을철 북극 해빙을 우리나라 겨울철 기온 예측의 선행 인자로 사용하도록 제시하고 있다. 하지만 예측 인자로 활용하는 북극해 영역에 대한 정보가 혼재되어 있거나, 같은 메커니즘으로 영향을 주는 영역이 중복으로 제시되는 등 사용자에게 혼란을 초래할 여지가 있다. 또한, 가을철 해빙의 강한 감소추세에 대한 정보도 부재하기 때문에 이 연구에서는 해빙 예측 인자의 우리나라 겨울철 기온에 대한 영향정보를 종합적으로 재평가하고자 한다. 또한, 해빙 예측 인자의 한계를 보완할 북극 연직 온난화에 대해 현업 계절예측 모델의 이벤트 예측성능과 북극 연직 온난화 이벤트에 따른 대기반응 패턴의 모의 특성을 살펴보고자 한다.

APCC는 1개월 장기예보를 위해 매주 예측정보를 생산하고 있으며, 이러한 점 때문에 예측 정보 생산의 객관화를 통한 효율적인 자료 생산이 요구된다. 또한, 기후예측모델을 선행 감시·예측 인자가 뚜렷하게 없어 모델 예측자료를 근간으로 예측을 생산하게 된다. 먼저 1개월 전망 시 예보관이 예측성이 우수한 모델을 선별하여 참고하는 점에서 착안하여, 앙상블 멤버를 선별하는 방법을 고안하고, 이를 통해 3주 예측성 향상 가능성을 분석하였다. 이를 통해 보다 선명한 3주 예측정보를 효율적으로 생산 할 수 있는지 살펴보았다.

기후예측모델을 보완할 또다른 과정을 살펴본 결과, 최근 1주일간 생산된 연속된 예측 결과의 일관성을 바탕으로 최근 모델 예측 결과에 대한 신뢰도를 판단하거나 예측을 보정하는 경우가 많다. 예측 정보의 일관성은 예측 정보 수요자의 신뢰도 혹은 믿음에 영향을 미칠 수 있으며, 그에 따라 예보관은 이전 예측에 대해 일관성이 떨어지는 예측 생산을 주저하는 경우가 있다. 한편, 태풍 경로예보, 일기예보의 강수 유무를 판단하는 경우에 모델의 조건부 편차(conditional bias) 혹은 flow-dependet predictability와 같이 주어진 상황에 따라 모델이 과도하게 혹은 적게 모의하는 경향이 나타날 수 있어, 연속되어 발표되는 모델 예측을 이어서 살펴보고 이에 대한 주관적인 재해석이 종종 이루어지기도 한다. 장기예보에서는 엘니뇨 지수의 예측의 경우 모델의 예측이 관측에 비해 더디게 진행되는 경우가 많아, 이러한 느린 진행상황을 고려한 해석이 이루어지기도 한다. 1개월 예측 측, S2S 시간 규모에서 이러한 주관적 해석이 어떠한 효과를 거둘 수 있는 지에 대해서는 밝혀진바 없다. 따라서 본 연구에서는 1개월 예측에서 활용되는 일련의 연속된 모델 예측의 일관성을 정량화 하고 이를 고려해 예보를 재해석하는 것이 실제 예측 생산에 유의미한 성능 향상을 가져올 수 있는 지 분석하고자 한다.

엘니뇨-남방진동, 성층권-대류권 결합모드, polar cap height, 눈덮임, 토양수분 등과 더불어 매든-줄리안 진동(Madden-Julian Oscillation, MJO)은 계절내 예보에서 중요한 잠재적 예측인자 중 하나로 적도 지역 대류에 의한 대기의 로스비 파동 전파 또는 국지적 자오선 순환의 변화를 야기함에 따라 중위도 지역 기후에 상당한 영향을 미친다고 알려져 있다. MJO는 20일에서 70일 사이의 주기성을 가지고 인도양에서부터 동쪽으로 전파하면서 주요 대류역의 위치에 따라 중위도 지역 기온의 공간 패턴과 강도의 변화를 초래하며 지역별 미치는 영향이 다르게 나타난다. 아시아 지역을 대상으로 겨울철 기온과 관련된 MJO 연구가 활발히 진행되어 왔음에도 불구하고 아직까지 우리나라에 미치는 유의미한 영향은 충분히 규명되지 않았다. 따라서 MJO와 우리나라 겨울철 기온의 계절내 변동과의 관련성 및 설명 가능한 역학 메커니즘을 재검토할 필요가 있다. 또한 MJO 영향 위상 및 원격상관 패턴에 대한 ECMWF 계절내 예측 모델의 모의 성능을 진단함으로써 예측 지수의 1개월 전망 활용 가능성을 조사해 보고자 한다.

2. 과제 구성

2.1. 장기에보 현황 및 개선 방향

2.1.1. APCC 장기에보 현황

현재 3개월 예보를 위해서 모델 예측정보에 관측 감시인자를 더하는 식으로 예측 자료를 생산하고 있으며, 이때 사용되는 감시인자는 장기에보 가이드스에서 담고 있다. 장기에보 가이드스에 굉장히 많은 정보를 담고 있음에도 불구하고, 이를 월별 예측에 활용하기에는 유의성이 불명확하며, 특히 관측기반의 감시인자를 모델 예측정보에 직접 활용하기에 모델 특성에 대한 정보가 부족한게 현실이다. 따라서 이를 해결하기 위해서는 많은 정보의 선별과 보정이 필요하다. 이 연구에서는 장기에보 개선을 위해 감시인자의 변동성 및 영향에 대한 모델 재현성을 고려하여 모델예측 정보를 선별하고 보정하는 방안을 제시하고자 한다.

또한, 1개월 예보를 위해서는 3개월 예보와는 달리 활용 가능한 객관적 지표 자체가 부족하여, 예보자의 주관적 판단에 근거한 예보를 내는 경우가 허다하다. 또한, 3개월 예보와 마찬가지로 1개월 전망을 위한 모델 특성 및 예측 자체에 대한 정보가 부족한 현실이므로, 모델 예측 특성 분석을 통한 정량화·객관화 가능한 지표를 선정하여, 이를 예보에 직접 활용할 수 있는 방안을 마련하고자 한다.

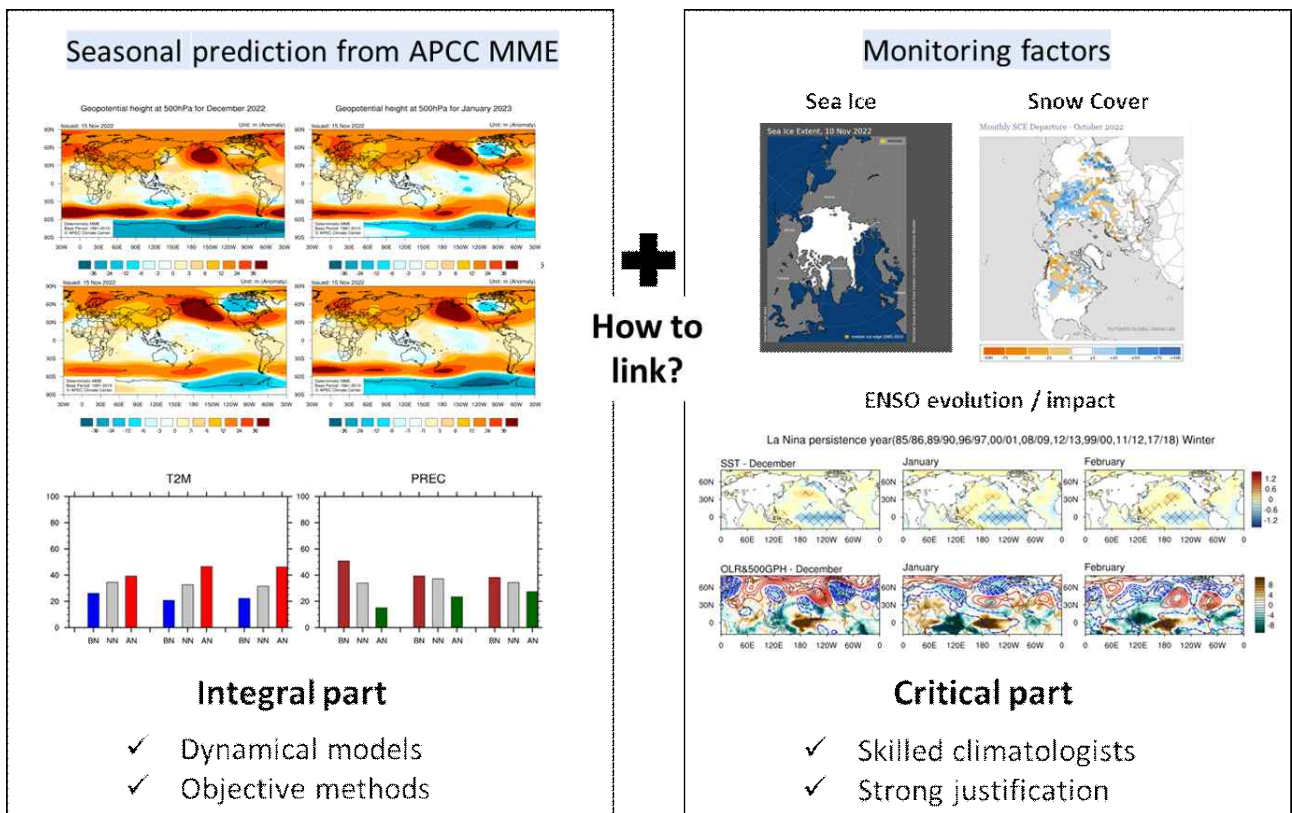


Figure 2.1. Current APCC 3-month long-range forecast which consist of seasonal prediction from APCC MME and observation-based monitoring factors.

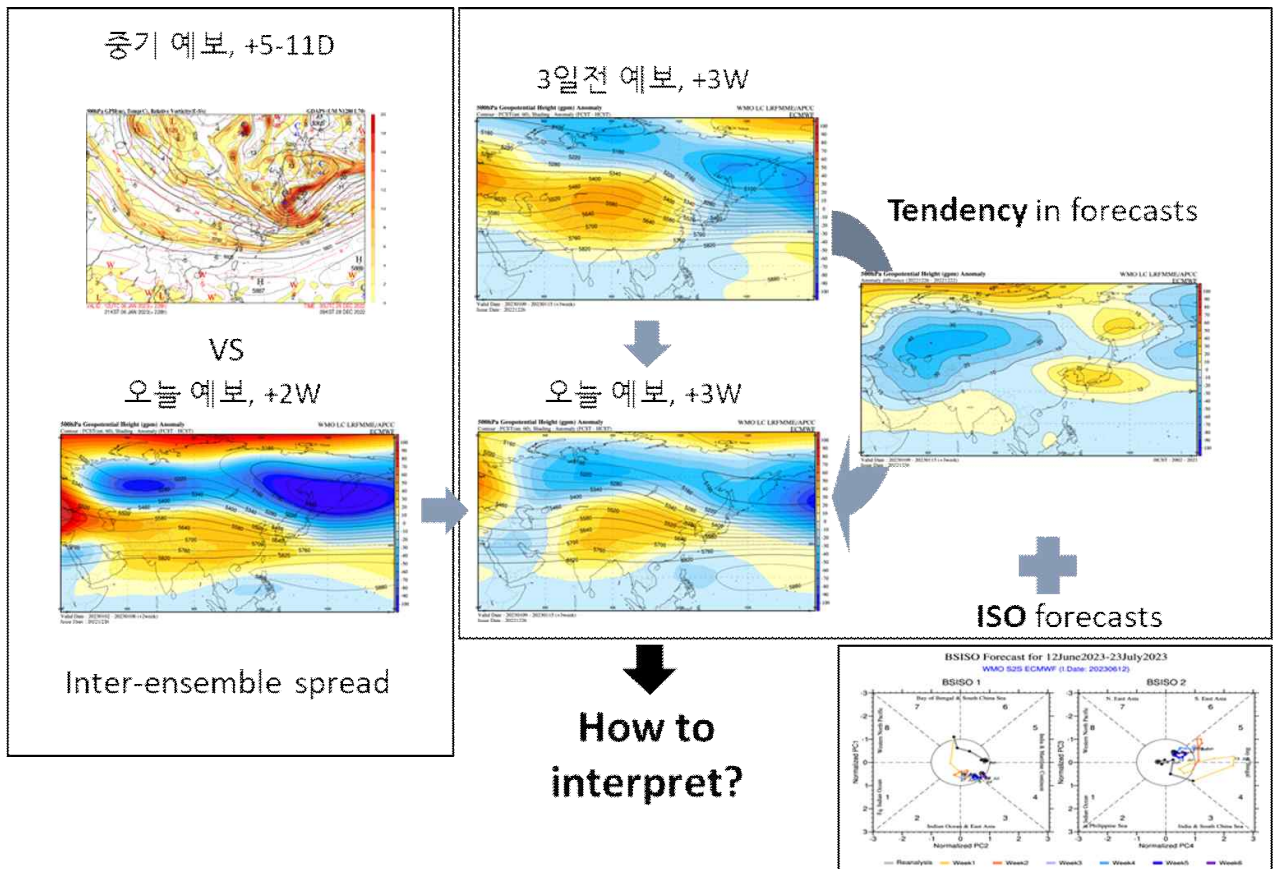


Figure 2.2. Current APCC 1-month long-range forecast with various approaches.

2.1.2. APCC 장기예보 개선 방향

APCC는 지난 수년에 걸쳐 기상청과의 협력시스템을 구축하고 지원체계를 강화하면서 현업 장기예보 정확도 향상을 위한 노력을 기울여 왔다. 장기예보를 위해서는 예보를 생산하기 위한 자료생산 단계, 즉 “관측분석/기후모델운영/장기예보 기술개발”과 예보정보생산 “예보관 종합분석/서비스, 홍보”로 크게 나눌 수 있는데, APCC는 지난 수년간 이 두 단계를 연결하는 다리 역할을 해왔다. 따라서, 기존 APCC-기상청의 협력체계를 바탕으로 하되, 장기예보에 있어 APCC만의 역할 영역을 더욱 확대할 필요가 있으며, 이를 위해서는 현업 장기예보 실무 예측기술을 개선하고, 기 개발된 기술 또는 개선된 기후정보(예측성이 좋은 정보)를 선별, 가공하여 객관화된 예측정보를 생산할 수 있는 기반을 마련하고자 한다. 이는 장기예보 현업기관(기상청)과 장기예보 기술개발 등의 연구개발을 하는 여타의 R&D 과제들과는 차별화되는 것으로, 지속적인 국내 장기예보 생산 및 실무 예측기술 개선 및 활용을 통해 국내 장기예보를 개선하는데 기여하고자 한다.

앞서 언급했듯이 장기예보를 위해서는 자료생산단계 및 예보정보생산 단계에서의 기술개발 및 개선이 필요하며, 이 둘의 연계를 통해 직접 실무에 적용하는 과정 또한 필요하다. 특히, 장기예보 생산을 위해서는 모델 예측정보가 필수적이며, 이를 실무에 활용하기 위한 장기예보

기술을 개선할 필요가 있다. 따라서 이 연구에서는 계절 및 계절내 장기에보 기술개선을 통한 정확도 향상과 함께, 그간의 장기에보 경험 및 (기존 관측 및 모델 자료 기반의) 산재된 정보를 통합하여, 우리나라 장기에보 시 활용가능한 객관화된 예측정보 생산을 위한 기반을 마련하고자 하였다.

이 과제의 궁극적인 목적은 “traceable, reproducible, and physically intuitive prediction”이며 (WMO, 2020), 이는 객관적인 계절예측을 위해 WMO에서 추구하는 바와 같다. 큰 틀에서는 현재 APCC 장기에보와 다르지 않은데, 특히 integral part의 모델 예측정보와 critical part의 관측 감시정보를 통합한다는 점에서 일맥상통한다. 객관예보를 위해서는 모델 예측성 자체를 이해하고, 우리나라 장기에보를 위한 최적의 모델을 선별하는 것이 필요하고, 이를 바탕으로 관측 감시정보를 선별, 통합하는 것이 필요하다. 종래에는 관측 및 모델기반의 정보를 통합하는 것이 필요할 것이다. 따라서 이 과제에서는 그 두 번째 해로써, 관측기반의 감시정보를 선별, 통합하고 이를 장기에보 모델에서 어떻게 재현하는지 살펴 본 후, 통합할 수 있는 방안을 제시하고자 한다. 이러한 목적으로 크게 3개월, 1개월 예보 개선을 위한 두 파트의 과제로 구성하였다. 첫 번째 3개월 예보를 위해서는 1) 겨울철 우리나라 주요 기후감시요소를 선별하고 그 활용성을 진단하였고, 2) 겨울철 우리나라 주요 기후감시요소와 모델 정보의 결합 방안을 제시하고자 한다. 두 번째 1개월 예보를 위해서는 1) 1개월 전망을 위한 객관화 지표 선정 가능성, 2) 모델 앙상블 자료의 선별 및 활용이 가능한지, 3) 1개월 예보에 적합한 예보 활용 콘텐츠(특히 계절안 변동; ISO) 발굴이 가능한지 보고자 하였다.

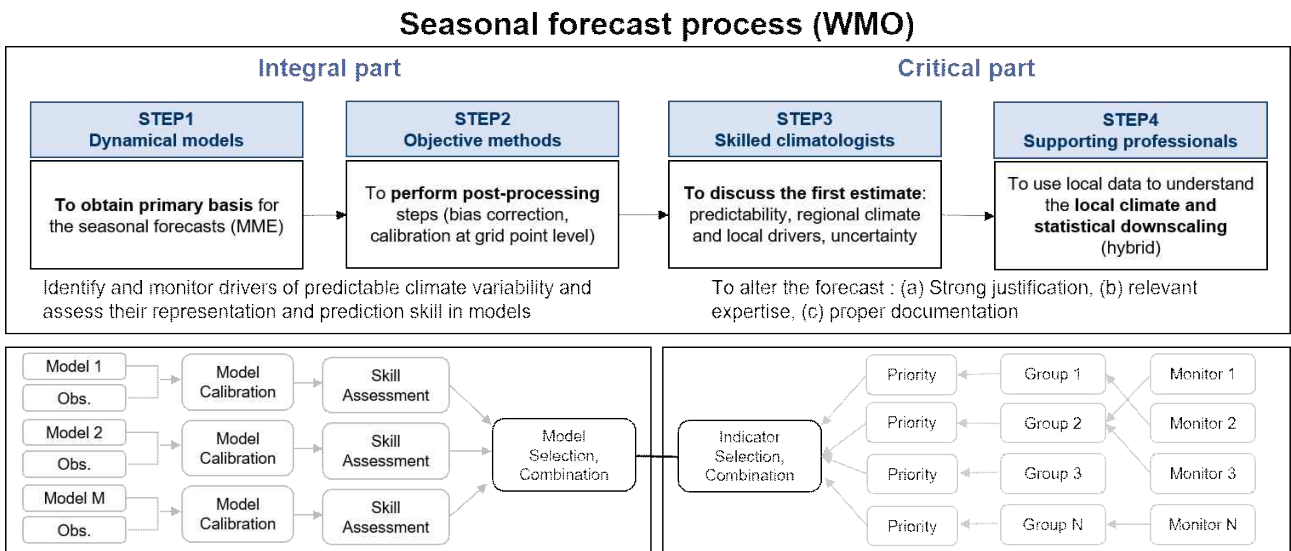


Figure 2.3. Objective seasonal forecast process adapted from WMO.

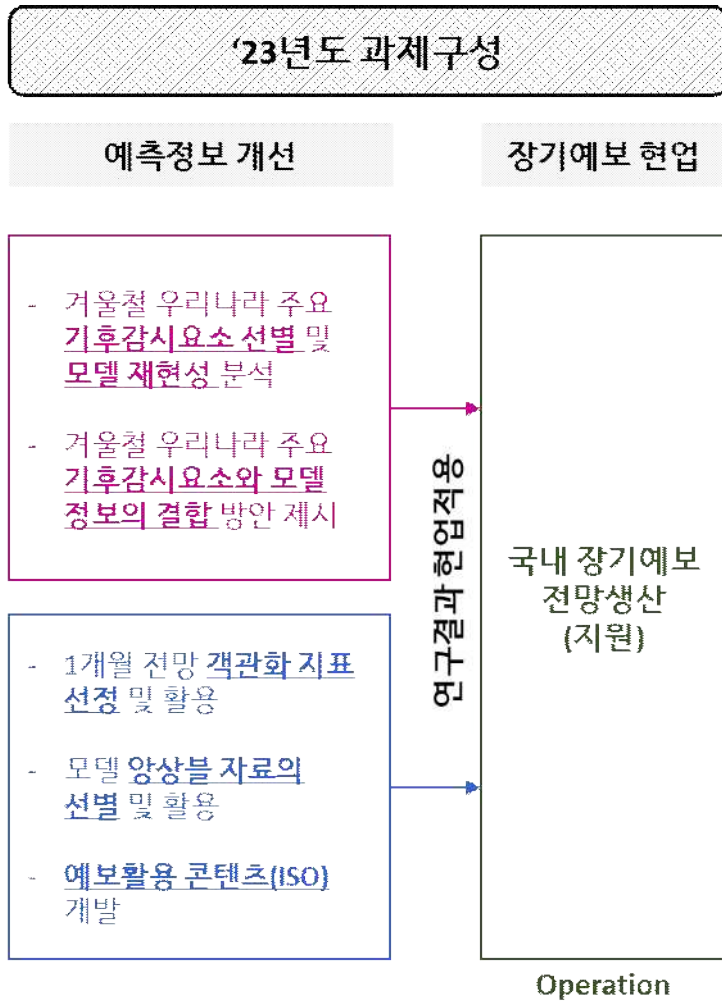


Figure 2.4. Research construction for APCC long-range forecast improvement.

3. 3개월 장기에보 개선

3.1. 겨울철 우리나라 기온과 열대 해양

우리나라를 포함한 동아시아 지역은 열대 태평양과 인도양, 대서양과 같은 대양으로부터 대기 원격상관을 통해 영향을 받는 것으로 알려져 있으며, 특히 열대 태평양의 대표적인 경년 변동성인 ENSO에 의한 해양 강제력은 겨울철 동아시아 기후예측에서 중요한 예측인자로 활용되고 있다. ENSO가 중위도에 미치는 영향은 열대지역 대류 활동이 강제력으로 작용하여 유도되는 원격상관 패턴으로 설명될 수 있다 (예, Wang et al. 2000). 엘니노 발생 시 열대 중·동태평양에서는 평년보다 높아진 해수면 온도에 의해 대류 활동이 활발해지고 (상승기류, 강수 증가) 해수면 온도가 낮아진 서태평양에서는 대류 활동 억제 (하강기류, 강수 억제)가 나타나며 위커순환이 약화 된다. Gill-type 대기 반응에 의해 대류 활동이 억제된 지역의 북서쪽 하층에는 고기압성 편차가 유도되고 상층에는 저기압성 편차가 유도되는데, 상층의 저기압성 편차는 로스비파 전파에 의해 중위도에 고기압성 편차를 유도한다. 그로 인해 우리나라와 일본 주변으로 상하층 고기압성 흐름이 위치하게 되고 우리나라는 평년보다 기온이 높은 경향을 보이게 된다. 그러나 ENSO가 우리나라에 미치는 영향은 겨울철(DJF) 동안 동일하게 나타나지 않으며 월별 차이가 있다. ENSO의 해수면 온도 지수인 Nino3.4 지수와 우리나라 기온과의 상관계수를 보면 12월만 상관성이 나타나고(상관계수 0.31) 1월과 2월은 상관성이 낮게 나타난다(상관계수 0.17). ENSO가 동아시아에 미치는 영향이 겨울철 계절안에서 변화가 있으며 초겨울 강한 영향을 주지만 늦겨울에는 ENSO의 영향이 약해진다는 결과는 선행 연구에서 제시된 바 있으며 (예. Son et al. 2014; Kim et al. 2018; Ma et al. 2022; Zhao et al. 2022), 열대 강수의 차이로 영향이 달라진다고 하였다.

Figure 3.1은 우리나라 겨울철 기온에 대해 월별 해수면 온도와 강수의 회귀분석을 나타내는데 기온이 높을수록 나타나는 해수면 온도와 강수 분포로 볼 수 있다. 우리나라 기온과 관련된 해수면 온도는 12월 열대 동태평양부터 중태평양까지 해수면 온도가 높고 서태평양 해수면 온도는 낮은 엘니노 패턴이 나타났으며 우리나라와 일본 주변으로도 해수면 온도가 높게 나타났다. 1월과 2월도 열대 태평양 해수면 온도가 양의 편차로 높게 나타나기는 했으나 12월과 같이 유의하게 나타나지 않았으며, 인도양에서 해수면 온도가 높게 나타났다. 이는 Nino3.4 지수와 기온의 상관계수가 12월에만 높게 나타나는 것과 같은 결과이다. 우리나라 기온과 관련된 열대 강수는 겨울철 공통으로 우리나라 기온이 높았을 때 서태평양 maritime continent 지역에서 강수가 억제되고 중태평양 강수가 강화되는 엘니노 강수 패턴이 나타났고, 관련성은 12월이 가장 강하게 나타났다. 월별로는 12월 벵골만과 남중국해에서 강한 강수 억제가 있을 때 기온 높은 경향이 있었고, 1월은 적도 서인도양 강수가 강화와 기온의 관련성이 높게 나타났다.

동아시아에 대한 ENSO 영향에 관한 선행 연구에서는 초겨울과 늦겨울 열대 강수의 차이가 겨울철 ENSO 영향의 변화와 관련되어 있다고 제시하였다. Kim et al. (2018)에서는 엘니노 시기 1월이 되면 서태평양 음의 강수는 감소하고 중태평양 양의 강수는 강화되면서 동아시아 원격상관에 변화가 나타난다고 제시하였다. Ma et al. (2022)에서는 초겨울 열대 인도양 강수의 역할을 강조하였는데, 초겨울 서인도양과 동인도양~서태평양의 다이폴 형태 강수와 관련된 비

단열 가열이 열대에서 동아시아로 로스비파 전파가 활발히 발생하는데 영향을 준다고 하였다. 인도양 강수의 역할에 대해 Abid et al. (2021)에서는 초겨울 열대 인도양의 다이폴 형태의 강수가 아열대 남아시아 제트 지역에서부터 북동쪽으로 전파되는 로스비파 패턴을 발달시켜 북대서양에 강한 기압골을 유도하고 양의 NAO-like 패턴을 유도한다고 제시하였으며, 북대서양 NAO-like 패턴은 유라시아를 지나는 파동을 통해 동아시아에 영향을 줄 수 있다고 하였다 (An et al. 2022; Ma et al. 2022). 인도양 강수의 역할에 대해 Park et al. (2023)에서는 계절내 시간 규모에서 초겨울과 늦겨울 ENSO와 북서아메리카 원격상관 변화에 인도양의 강수가 시간 지연을 통해 영향을 준다고 제시했다.

겨울철 안에서 우리나라 기온과 관련된 열대 지역의 해수면 온도와 강수가 월별로 차이를 보이며 열대 강수의 차이는 겨울철 원격상관 패턴에 변화를 줄 수 있다. 따라서 강제력으로 작용하는 열대 강수에 대해 겨울철 강수의 주요 변동 모드를 살펴보고, 열대 지역별로 강수와 관련된 대기 반응과 모델에서는 대기 반응이 어떻게 모의 되고 있는지를 살펴보았다.

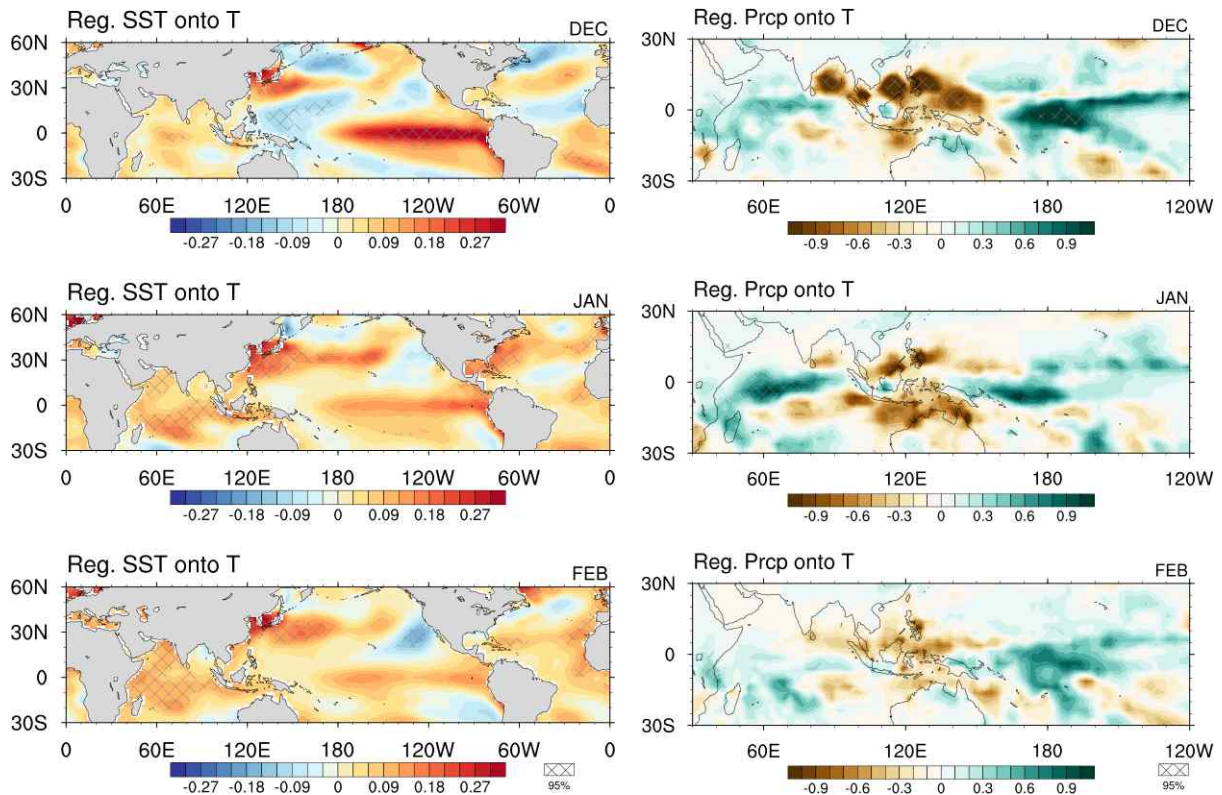


Figure 3.1. Regression of (left) sea surface temperature anomalies and (right) precipitation anomalies with respect to the Korea temperature in December, January, and February. The diagonal indicate statistically significant at 95% confidence level. (1979/80-2021/22 period)

3.1.1. 자료 및 분석 방법

분석에 사용한 관측 재분석 자료로 대기 변수는 European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF)에서 제공하는 reanalysis 5 (ERA5) 자료를 사용하였다. 해수면 온도(Sea surface temperature; SST)와 강수 자료는 National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA)에서 제공하는 Extended Reconstructed Sea Surface Temperature (ERSST) V5, Global Precipitation Climatology Project (GPCP) version 2.3 자료를 사용하였다.

모델 자료 분석에는 기상청 현업 계절 예측에 사용되고 있는 Global Seasonal forecasting system version 6 (GloSea6) 모델의 과거 재현자료를 사용하였다. 강수의 주요 변동 모드 분석에는 모델 자료의 분석 기간에 따른 차이를 살펴보기 위해 GloSea6 보다 긴 기간의 자료가 있는 ECMWF 계절예측 모델 (ECMWF SEAS5.1) 과거 재현자료 (1981/82년~2015/16년) 또한 사용되었다. 모델 자료 분석에는 1달 선행 예측(lead-1month) 자료를 사용하였다.

분석 기간은 모델 자료의 기간이 상대적으로 짧고 특정 기간에 한정되었기 때문에, 긴 기간 동안 관측에서 나타나는 특징을 살펴보기 위해 강수의 주요 변동 모드 분석에는 관측 자료의 공통 기간인 1979/80년부터 2021/22년을 사용하였고 모델 자료와 같은 기간에 대해서도 동일한 분석을 적용해 비교하였다. 그 밖의 분석에는 모델 자료와 비교를 위해 모델과 같은 기간인 1993/94년부터 2015/16년까지 자료를 사용하였다.

자료 분석 방법으로 합성장 분석, 회귀분석, 경험적 직교함수 분석 (Empirical Orthogonal Function; EOF) 등의 통계분석 방법이 사용되었다. 합성장 분석에서 사용된 엘니뇨와 라니냐 해는 Nino3.4 지수의 12월~2월(DJF) 평균에서 ± 0.5 를 기준으로 구분하였다. Nino3.4 지수는 170W-120W, 5S-5N 평균한 해수면 온도 편차로 구하였다. 가을철 IOD 해는 IOD 지수의 9월~11월(SON) 평균에서 ± 0.5 표준편차를 기준으로 양의 IOD 해와 음의 IOD 해로 구분하였다. IOD 지수는 서인도양과 동인도양 해수면 온도 편차의 차이로 (SST(50-70E, 10S-10N) - SST(90-110E, 10S-0S)) 구하였다.

3.1.2. 열대 강수의 주요 변동 모드

겨울철 열대지역에서 나타나는 강수의 주요 변동 모드를 살펴보기 위해 강수 자료에 EOF 분석을 적용하였다. 분석 지역은 인도양부터 서태평양과 중태평양을 포함하는 지역으로, 특정 기간에 한정되지 않고 분석 가능한 최대 기간에서 나타나는 강수의 패턴을 살펴보기 위해 1979/80년-2021/22년 자료를 사용하였고, 겨울철 DJF에서 공통으로 나타나는 주요 패턴을 살펴보기 위해 겨울철 연속한 3달 (129개월=3달(12월,1월,2월)×43년(1979/80년-2021/22년)) 자료에 EOF 분석을 적용하였다.

Figure 3.2는 강수의 EOF 첫 번째와 두 번째, 세 번째 모드를 나타낸다. 첫 번째 모드는 maritime continent 지역에 강수가 억제되고 180E를 중심으로 강수가 증가하는 엘니뇨 시기 강수 패턴으로 나타나며 전체 변동의 약 25%를 차지했다. 첫 번째 모드의 월별 Principal Component (PC) 시계열은 12월, 1월, 2월 유사하게 나타났으며, 시계열과 DJF 평균한 Nino3.4

지수는 0.8 이상의 높은 양의 상관을 나타내 ENSO와 관련된 강수 패턴임을 확인하였다. PC1 시계열의 월간 상관계수는 0.85(12,1월), 0.73(1,2월), 0.79(12,2월)로 매우 높아 월별 차이가 거의 없었다.

두 번째 모드는 인도양 90E 중심으로 강수가 억제되고 서태평양 160E 중심으로 강수가 증가하는 패턴으로 MJO 위상 6-7과 유사한 강수 패턴으로 나타났다. 두 번째 모드의 PC 시계열에서는 12월과 1월, 1월과 2월의 부호가 서로 반대로 나타나며 계절 안에서 진동하는 모습으로 나타남을 볼 수 있었다. 세 번째 모드는 인도양부터 서태평양까지 강수가 증가하는 패턴으로 두 번째 모드와 유사했으나 인도양 강수 부호가 반대로 나타났다. 세 번째 모드는 DJF 평균한 Nino4 지수와 약한 양의 상관을 나타내 (12월 0.55, 1월 0.35, 2월 0.19) CP 타입 엘니뇨와 관련된 것으로 보이나 2월은 관련성이 낮았다. 두 번째와 세 번째 모드는 전체 변동의 약 9%와 7%를 차지했으며 두 모드 간의 차이가 크지 않아 모드 분리가 잘 되지 않은 것으로 보인다.

분석 기간을 모델의 hindcast 기간(1993/94-2015/16년, 23년)에 맞추어 EOF를 한 결과 (Figure 3.3)에서, 첫 번째 모드는 분석 기간과 관계 없이 동일하게 추출되어 ENSO와 관련된 강수 변동성은 기간에 따라 변함 없이 가장 주요한 모드로 나타났다. 두 번째와 세 번째 모드도 패턴은 유사하게 추출되었으나 모드의 순서는 반대로 나타나 세 번째 모드에서 나타났던 CP 타입 엘니뇨와 연관된 강수 패턴이 1990년대 후반부터 2000년대에 주요하게 나타난 것으로 볼 수 있다.

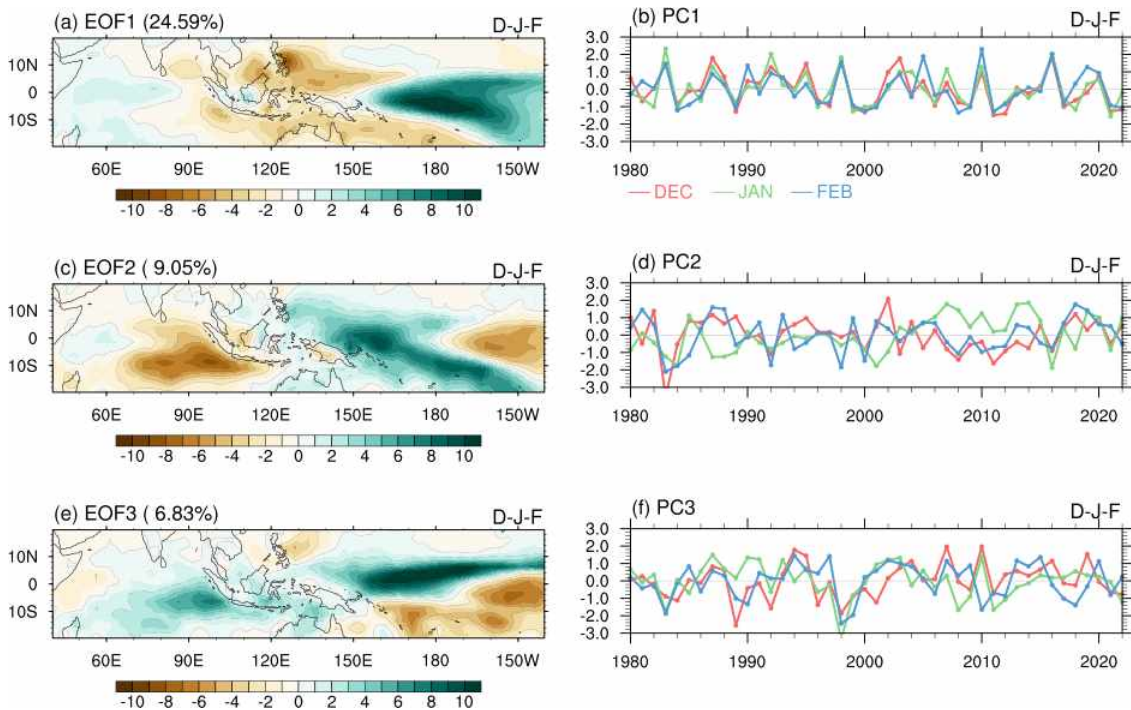


Figure 3.2. The spatial pattern and the corresponding principal component time series of the first three EOF modes for the winter precipitation anomalies during 1979/80-2021/22 period.

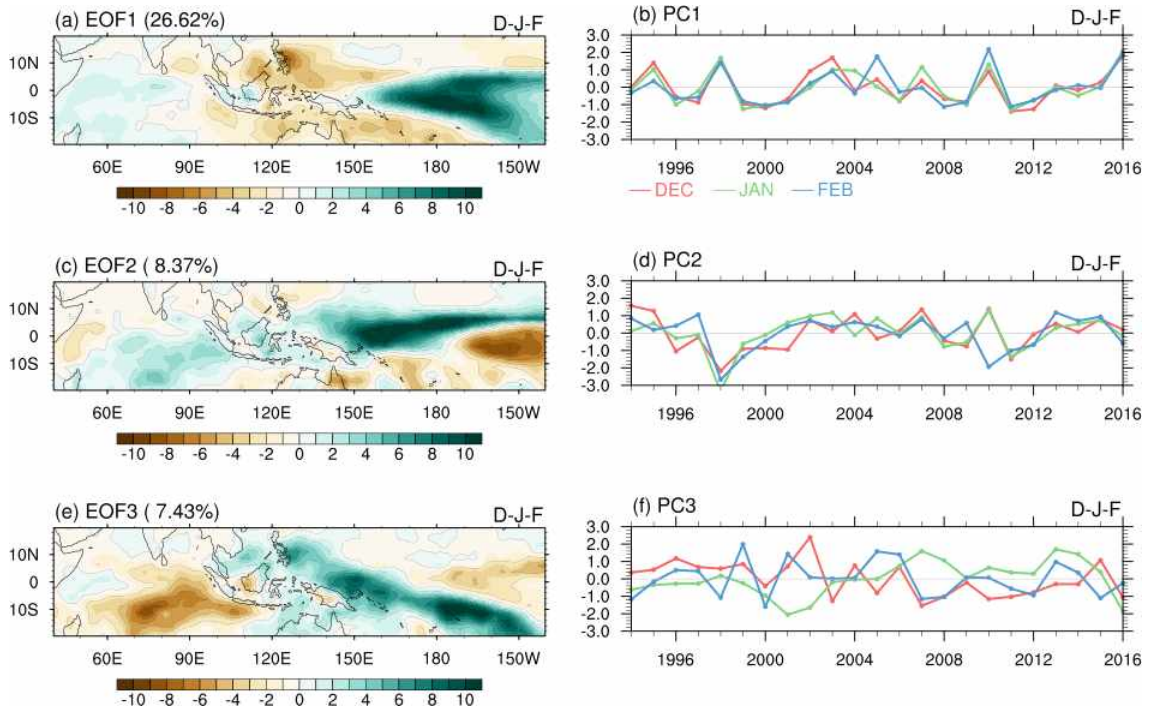


Figure 3.3. As in Figure 3.2, but for 1993/94-2015/16 period.

월별로 각각 EOF를 적용했을 때 결과에 차이가 있는지 살펴보기 위해, 동일한 지역에 대한 EOF 분석을 월별 강수에 각각 적용한 결과와 DJF 평균한 뒤 적용한 결과를 비교해 보았다. Figure 3.4는 EOF 결과를 적도(5S-5N) 지역을 따라 평균한 결과를 나타낸다. 첫 번째 모드는 120-150E에서 음의 강수, 180E 중심으로 양의 강수 패턴이 모든 경우 동일하게 나타났는데, ENSO와 관련된 강수 패턴이 겨울철 지배적으로 나타남을 보여준다. DJF 평균한 강수에 EOF를 적용한 경우는 첫 번째 모드가 전체 변동의 40%를 차지해 매우 높은 비율로 나타났다. 두 번째 모드는 인도양 음의 강수, 서태평양 양의 강수 패턴이 월별 EOF와 D-J-F로 이어진 EOF에서 유사하게 나타났으나 DJF 평균한 경우에는 인도양 90E 부근 음의 강수가 나타나지 않았다. 두 번째 모드가 계절 안에서의 진동과 관련되어 12월과 1월이 서로 반대 부호로 나타나기 때문에 DJF 평균에서는 서로 상쇄되어 나타나지 않은 것으로 보인다. DJF 평균에서는 인도양의 음의 강수가 나타나지 않았기 때문에 계절안의 진동은 인도양에서 크게 나타난 것으로 볼 수 있다. 두 번째 모드의 월별 EOF에서 1월은 서태평양 양의 강수가 다른 월보다 약하게 나타나 1월 강수 변동성은 12월, 2월과는 다소 차이가 있는 것으로 나타났다. 이는 기후적으로 1월에 서태평양 지역에서 강수대가 12월에 비해 남하하는 것과, 1월에 인도양에서 강수 감소 추세가 나타나는 것과 관련되어 1월에만 차이가 나타난 것으로 보인다.

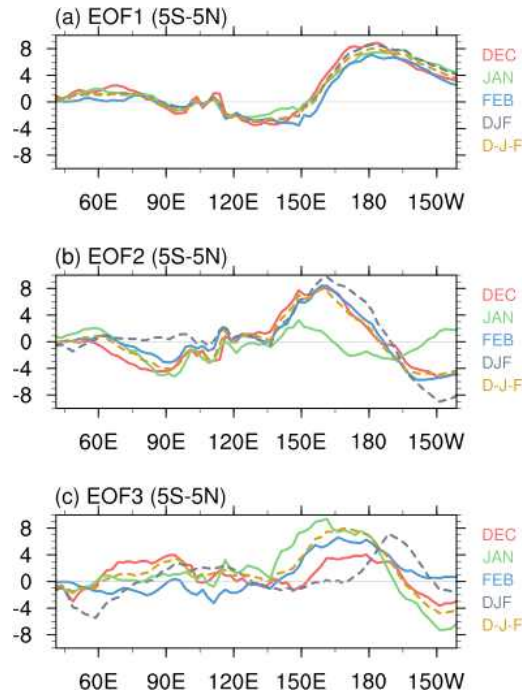


Figure 3.4. The latitude (5S-5N) average of the spatial pattern of the first three EOF modes for the winter precipitation anomalies. EOF analysis is applied to the (red) Dec, (green) Jan, (blue) Feb, (gray) DJF average, and (yellow) consecutive winter three month.

첫 번째 모드인 ENSO와 관련된 순환장을 살펴보기 위해 월별 PC1 시계열에 대한 회귀분석을 Figure 3.5~3.7에 나타내었다. 강수와 해수면 온도에서는 서태평양 낮은 해수면 온도와 강수 억제, 중~동태평양 높은 해수면 온도와 강수 강화의 엘니뇨 패턴이 12월, 1월, 2월 유사하게 나타났다. 인도양은 12월 서인도양 해수면 온도가 높고 강수도 전반적으로 많았으나 1월은 인도양 전반적으로 해수면 온도 높고 강수는 적도 주변에서 증가, 2월은 인도양 전반적으로 해수면 온도가 높으나 강수는 약한 월별 차이가 있었다. 12월 서인도양부터 해수면 온도가 높아졌다가 늦겨울로 가면서 점차 인도양 전체로 해수면 온도가 높아지는 것은 가을철 양의 IOD 이후 나타나는 과정으로 볼 수 있으며, PC1 시계열과 가을철(SON) 평균 IOD 지수의 상관계수는 0.5로 (12월 0.55, 1월 0.56, 2월 0.47) 나타났다.

열대 해수면 온도와 서~중태평양 강수의 회귀분석 패턴은 월별로 큰 차이 없이 겨울철 동안 유사하게 나타났으나 중위도 지위고도와 지표 기온에서는 월별 차이가 크게 나타났다. 12월은 인도 북동쪽 아열대 지역에 저기압성 편차가 위치하고 저기압성 편차의 북동쪽 한반도와 일본에 고기압성 편차가 위치하는 파동 형태가 나타났다. 유라시아 대륙에서도 유럽 고기압성 편차, 카스피해 지역 저기압성 편차, 한반도와 일본 고기압성 편차의 파동 구조가 뚜렷하게 나타났다. 하층에서는 강수 억제 구역인 서태평양에 고기압성 편차가 위치했는데, 열대부터 중위도 한반도와 일본 동쪽까지 고기압성 편차가 위치했다. 한반도와 일본 동쪽의 고기압성 편차는

상층부터 하층까지 이어지는 순압 구조로 나타났다. 우리나라는 상하층 고기압성 편차의 영향을 받았고 양의 기온 편차로 나타났다.

1월은 중국 남부 아열대 지역에 저기압성 편차가 위치하는 것은 12월과 유사했으나 12월과는 다르게 저기압성 편차의 북동쪽으로 고기압성 편차가 위치하지 않았다. 1월에는 바이칼호 주변으로 고기압성 편차가 위치했는데 바이칼호 주변의 고기압성 편차는 서유럽 고기압성 편차, 우랄산맥 주변 저기압성 편차에서 이어지는 파동 형태로 나타났다. 하층에서는 12월과 마찬가지로 강수 억제 구역인 서태평양에 고기압성 편차가 위치했으나 한반도와 일본까지 이어지지 않았다. 우리나라는 고기압성 편차의 직접적인 영향권은 아니었으나 약한 양의 기온 편차로 나타났다.

2월은 중국 남부 아열대 지역에 저기압성 편차가 위치하고 한반도와 일본에 고기압성 편차가 위치하는 파동 전파 형태는 12월과 유사했으나 고기압성 편차가 12월보다 북동쪽에 위치했다. 하층 해면기압에서도 12월과 유사하게 열대 서태평양부터 한반도 동쪽으로 고기압성 편차가 위치했다. 다만 2월에는 하층 고기압성 편차가 동쪽으로 길게 발달하지 않고 중심이 오희츠크해에 위치하며 북태평양 서편에 고기압성 편차, 동편에 저기압성 편차가 위치하는 쌍극 형태가 두드러졌고, 북대서양에 음의 NAO-like 패턴이 위치하고 유라시아 대륙의 파동 형태는 나타나지 않는 차이가 있었다. 우리나라는 동쪽의 고기압성 편차 영향을 받고 약한 양의 기온 편차로 나타났다. 첫 번째 모드와 관련된 회귀분석 패턴은 회귀분석 기간을 다르게 해도 큰 차이는 없었고, 겨울철 안에서 해수면 온도와 강수는 유사하지만 대기 순환장은 월별로 다르게 나타남을 볼 수 있었다.

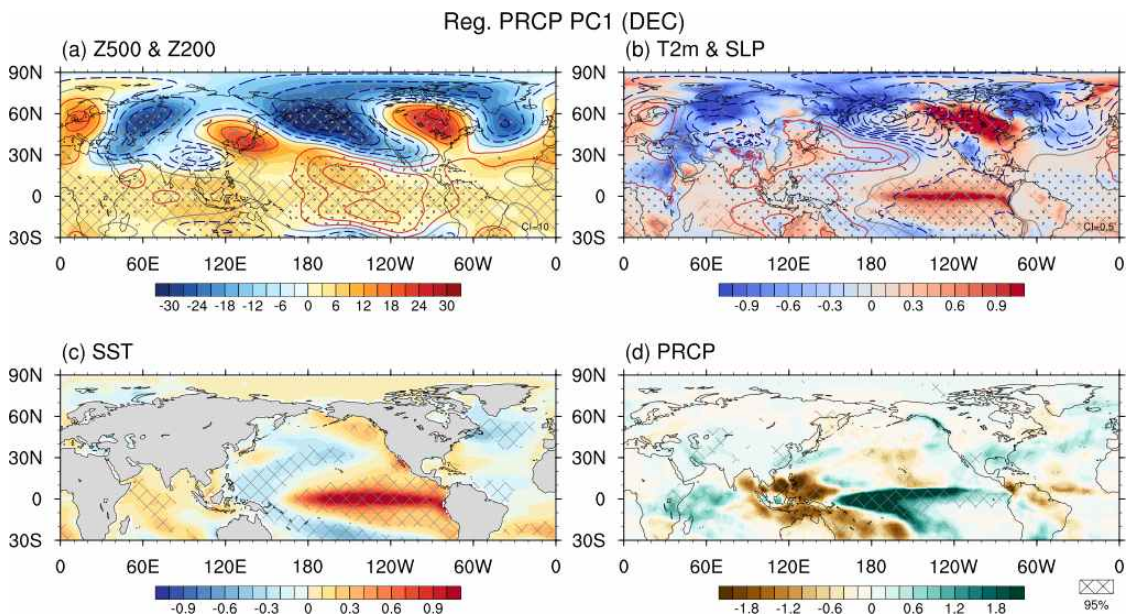


Figure 3.5. Regression of (a) (shading) 500hPa and (contour) 200hPa geopotential height anomalies, (b) (shading) 2m temperature and (contour) sea level pressure anomalies, (c) sea surface temperature anomalies, and (d) precipitation anomalies with respect to PC1 time series in December. The diagonal and dot indicate statistically significant at 95% confidence level.

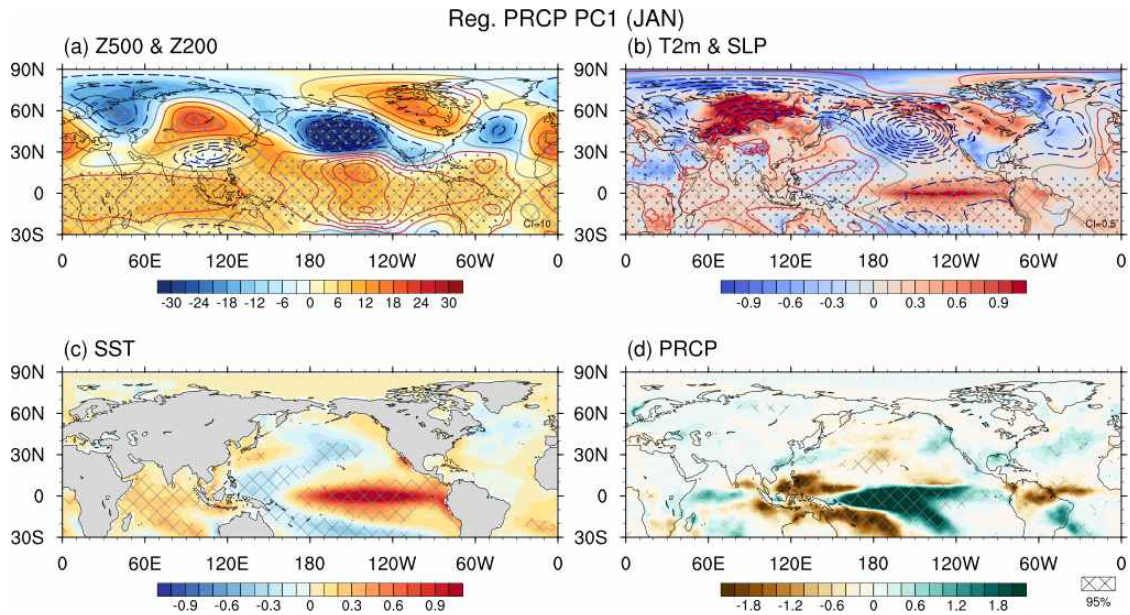


Figure 3.6. As in Figure 3.5, but for January.

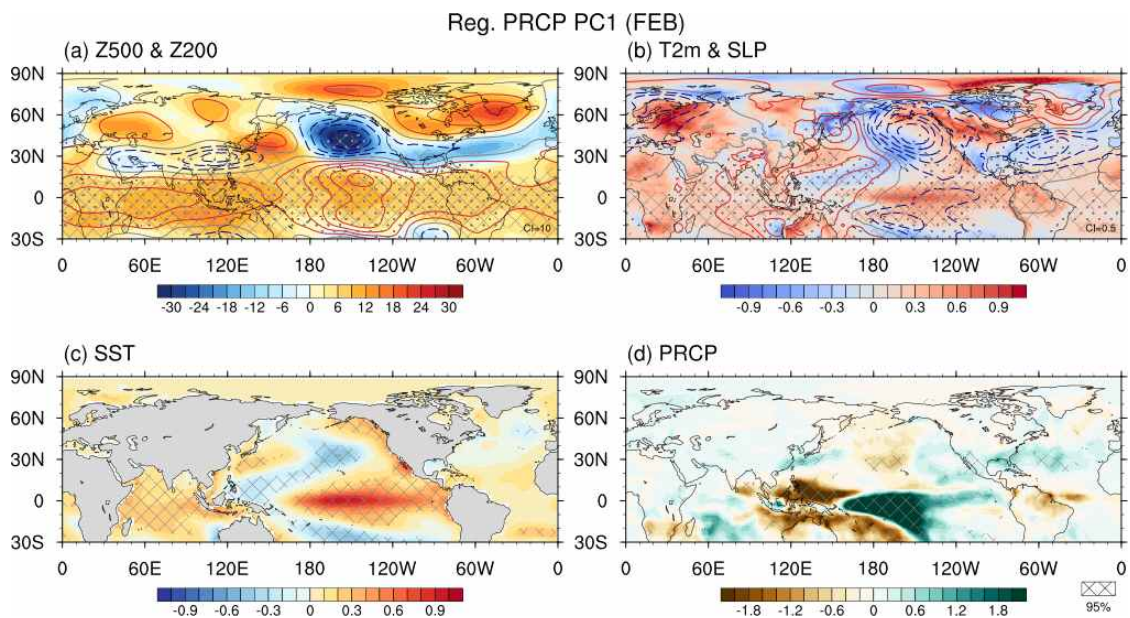


Figure 3.7. As in Figure 3.5, but for February.

관측 자료에서 살펴본 겨울철 열대지역에서 나타나는 강수의 주요 패턴이 모델에서는 어떻게 모의 되고 있는지 살펴보기 위해 모델의 강수 자료도 동일한 방법으로 겨울철 3달(12,1,2월)에 대해 EOF 분석을 적용하였다. Figure 3.8은 1993/94-2015/16년 기간에 대해 1달 선행한 강수 모의 자료의 EOF 패턴과 PC 시계열을 나타낸다. 모델에서도 같은 기간 관측과 유사하게 (Figure 3.3) 첫 번째 모드는 maritime continent 지역에 강수가 억제되고 180E를 중심으로 강수가 증가하는 엘니뇨 강수 패턴, 두 번째 모드는 150-180E 양의 강수, 180E 동쪽 음의 강수 패턴으로 나타났다. 세 번째 모드는 180E 부근 음의 강수는 유사했으나 관측보다 강도가 강했고

서태평양과 인도양 강수는 관측보다 훨씬 약하게 나타나 차이가 있었다. Table 3.1에 PC 시계열의 모델과 관측의 상관계수를 나타냈는데, 첫 번째 모드는 12월, 1월, 2월 모두 상관계수 0.9 이상으로 높았고, 두 번째 모드 또한 약 0.8로 높은 양의 상관계수를 보여 모델이 관측에서 나타난 강수의 주요 변동성을 잘 모의한 것으로 볼 수 있다. 하지만 모델은 전체 변동성 중 첫 번째 모드 약 44%, 두 번째 모드 약 15%를 차지해 관측보다 약 2배 큰 비중을 차지했고, 관측과 다르게 PC 시계열 간의 월별 차이가 거의 나타나지 않았다. 세 번째 모드는 관측과 일부 유사한 부분은 있으나 인도양의 변동이 나타나지 않았고 시계열의 상관계수도 낮게 나타났다. 11월에 예측한 연속한 DJF 3달의 EOF에서도 같은 결과를 얻었다. 모델의 강수는 ENSO와 관련된 변동이 큰 부분을 차지하고 계절안에서 진동하는 패턴은 잘 모의하지 못하며 인도양의 변동을 관측보다 약하게 모의함을 알 수 있었다.

모델에서 분석 기간이 달라진 경우 결과에 차이가 나타나는지 살펴보기 위해 GloSea6 모델보다 재현기간이 긴 ECMWF SEAS5.1 계절 예측 자료에서 동일한 EOF 분석을 비교해 보았다. GloSea6 모델과 같은 기간인 1993/94-2015/16년 기간에서 ECMWF 모델의 강수 EOF 모드는 GloSea6와 동일한 패턴으로 나타났다. 두 모델 간 PC1과 PC2 시계열의 상관계수는 0.9 이상으로 (PC1 0.98, PC2 0.95) 두 번째 모드까지는 두 모델의 차이가 거의 없다고 볼 수 있으며 PC3 시계열도 0.8 이상의 높은 양의 상관계수를 보여 모델 간의 차이는 매우 적었다. ECMWF 모델에서 분석 기간을 늘려 1981/82-2015/16년 기간에 대해 EOF 한 결과를 1993/94-2015/16년 기간에 대한 EOF를 한 결과를 비교했을 때, 공간 패턴의 상관계수와 PC 시계열의 상관계수 모두 0.96 이상의 매우 높은 값을 보여 모델에서는 기간에 따른 강수의 주요 변동 패턴 변화가 없는 것으로 나타났다. 반면 관측에서는 1993년 이전 기간이 포함된 경우 Figure 3.2와 같이 인도양과 서태평양의 다이폴 형태 강수가 잘 구분되어 나타나고 두 번째 모드에서 나타나 분석 기간에 따른 약간의 차이를 보였다.

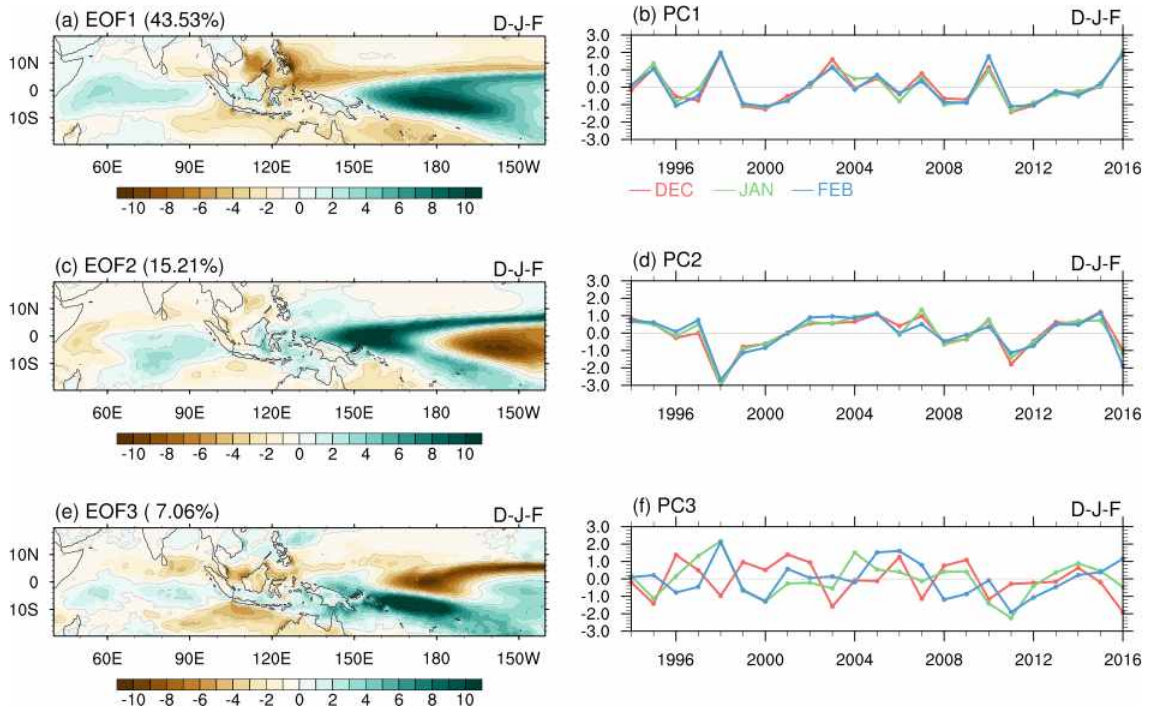


Figure 3.8. As in Figure 3.2, but for GloSea6 model precipitation during 1993/94–2015/16.

Table 3.1. Correlation coefficient of the EOF PC time series between observation and model precipitation during 1993/94–2015/16. The asterisk indicates statistically significant at 95% confidence level.

Corr.	Dec	Jan	Feb
PC1	0.96*	0.96*	0.92*
PC2	0.80*	0.89*	0.78*
PC3	0.53*	0.19	0.20

3.1.3. 열대 지역 강수의 모델 모의 특성

Figure 3.9는 열대 인도양과 태평양 지역(50-220E, 20S-20N) 강수 편차의 관측과 모델 간 공간상관계수와 모델의 Nino3.4 지수 강도의 분포를 나타낸다. 관측과 모델 강수의 공간상관계수는 Nino3.4 지수의 강도가 강할수록 높게 나타나 ENSO 강도가 강할수록 열대 지역 강수 패턴을 관측과 유사한 경향으로 모의함을 알 수 있었다. Nino3.4 지수와 강수의 공간상관계수 간의 관련성은 12월에 가장 관련이 높았고, 1월, 2월 순으로 나타났다. Nino3.4 지수의 부호에 따라 나누어 살펴보면 12월은 Nino3.4 지수가 -0.5 이하인 경우 강수 패턴의 유사성이 0.4 이상으로 일정 수준 이상 높게 나타났으나 Nino3.4 지수가 0.5 이상인 경우에는 Nino3.4 지수가 1 이상으로 큰 경우에만 강수 공간패턴이 유사한 것으로 나타나, ENSO 강도가 매우 크지 않은 경우는 엘니뇨보다 라니냐일 때 모델이 강수 패턴을 더 유사하게 모의하는 것으로 나타났다. 반면 1월은 Nino3.4 지수가 0.5 이상인 경우에는 Nino3.4 지수와 공간상관계수 간에 선형적인 관계가 있으나 -0.5 이하인 경우에는 둘 간의 관련성이 낮아 라니냐 시기 강수 모의를 잘 못하는 것으로 볼 수 있었다. 2월은 Nino3.4 지수가 0보다 작은 경우에 0보다 큰 경우보다 공간상관계수가 높게 나타나, 12월과 2월은 동태평양 해수면 온도가 낮은 경우에 모델이 열대 강수 패턴을 더 유사하게 모의하는 경향이 있음을 알 수 있었다.

열대 지역 강수를 구역으로 나누어 살펴보았다. 겨울철 우리나라 기온과 관련 높은 열대 강수는 월별로 차이가 있었는데 (Figure 3.1) 겨울철 공통으로 우리나라 기온이 높았을 때 서태평양 maritime continent 지역에서 강수가 억제되고 중태평양 강수가 강화되는 엘니뇨 강수 패턴이 나타나는 경향이 있었다. 월별로는 12월 뱅골만과 남중국해에서 강한 강수 억제, 1월 적도 서인도양 강수가 강화되었을 때 기온 높은 경향으로 나타났다. 열대 강수를 지역별로 살펴보기 위해 우리나라 기온과 관련이 높게 나타난 지역을 선택해 모델에서는 어떻게 모의되고 있는지를 비교해 보았다. 강수 지역은 서인도양(50-80E, 10S-10N, wIO), 뱅골만과 남중국해(80-120E, 0-15N, BsC), 서태평양(120-150E, 0-15N, wP), 중태평양(160-190E, 10S-10N, cP) 네 지역으로 구분하였다.

Figure 3.10은 강수 지역별로 관측과 모델의 상관계수를 나타낸다. 관측과 모델 강수의 상관계수는 네 지역 중 중태평양 강수가 가장 높았으며 12월부터 2월까지 0.8 이상의 높은 양의 상관을 나타냈다. 서태평양 강수 또한 상관계수가 0.8로 높게 나타났으며 겨울철 동안 비슷하게 유지되었다. 서인도양 강수는 월별 변화가 가장 컸는데, 12월에 관측과 모델의 상관계수가 가장 높았고 이후 점차 감소해 2월에는 가장 낮았다. 관측과 모델 강수간의 차이는 평균제곱근 오차 (root mean square error, RMSE)로 살펴보았다(Figure 3.11). 강수는 지역별로 값의 크기 차이가 있기 때문에 지역별 오차의 상대적인 차이를 보기 위해 관측 강수의 표준편차로 나누어 비교했다. RMSE는 상관계수와는 반대로 중태평양 강수에서 가장 작았고 서태평양과 뱅골만~남중국해 강수는 다음으로 작게 나타났다. 서인도양 강수는 관측과의 차이가 크게 나타났는데, 상관계수와 마찬가지로 12월에 관측과의 차이가 가장 작고 1월부터 증가해 2월에 가장 차이가 크게 나타났다. 앞서 살펴본 강수의 주요 변동 모드에서도 모델은 ENSO 관련 강수 패턴이 전체의 절반 가까이 차지하며 큰 부분을 차지하고 있었고 인도양의 변동성은 관측보다 약하게 모의했는데, 열대 지역별 강수 비교에서도 ENSO와 관련이 높은 중태평양과 서태평양 강수는 잘 모의하는 반면 인도양 강수는 예측 성능이 다른 지역보다 낮음을 확인할 수 있었다.

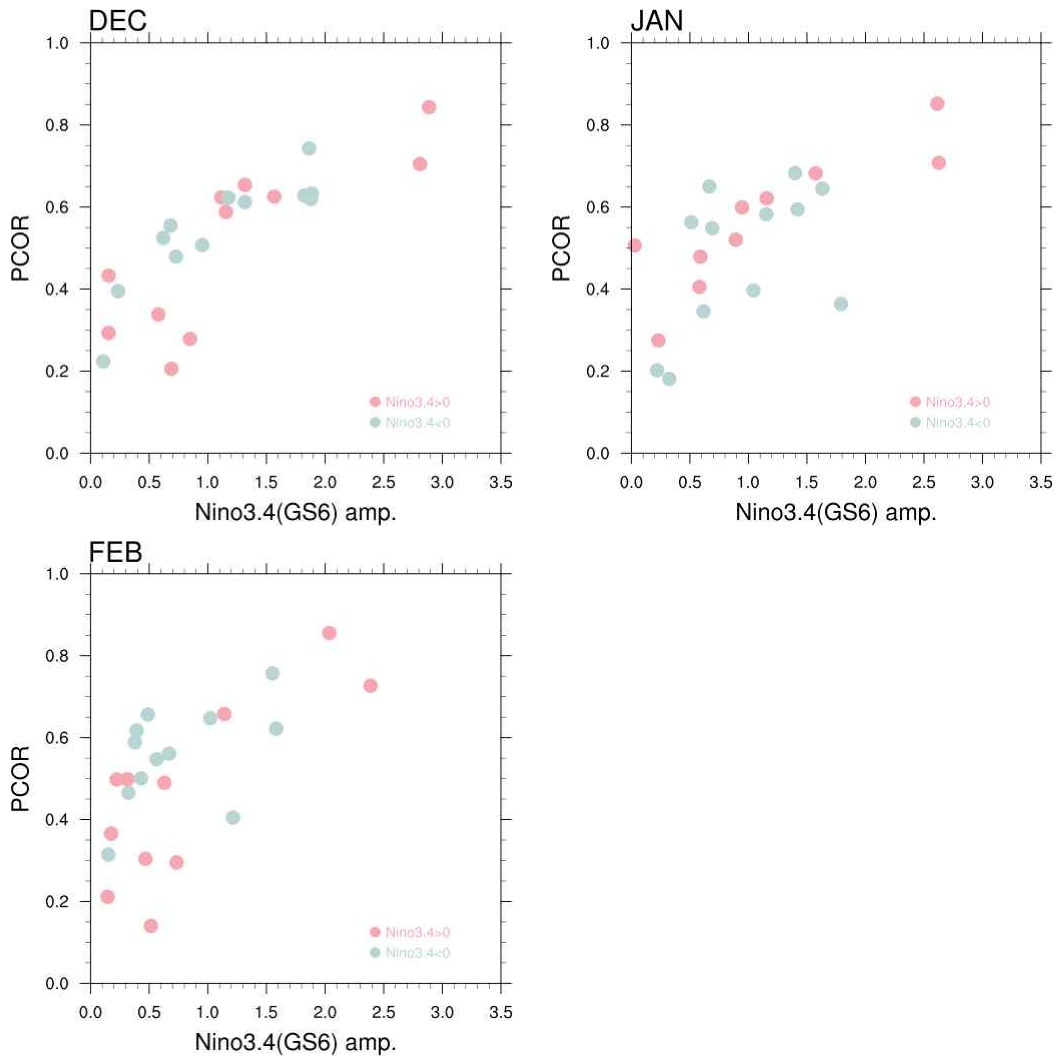


Figure 3.9. Scatter plots between the amplitude of Nino3.4 index and pattern correlation coefficients of the observation and model precipitation anomalies over the tropical ocean (50–220E, 20S–20N). Light pink (cyan) dot indicates positive (negative) Nino3.4 index.

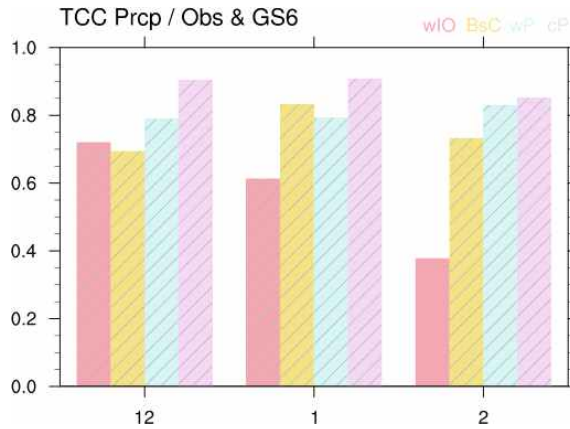


Figure 3.10. Correlation coefficients between observation and model for each precipitation area. Pink is western Indian ocean (50–80E, 10S–10N), yellow is Bay of Bengal and south China sea (80–120E, 0–15N), blue is western Pacific (120–150E, 0–15N), purple is central Pacific (160–190E, 10S–10N).

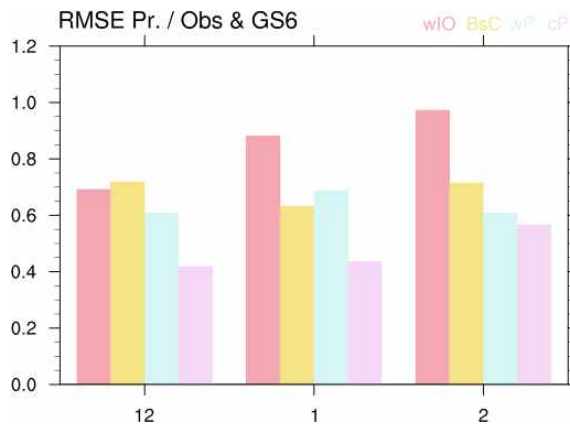


Figure 3.11. As in Figure 3.10, but for normalized root mean square error.

3.1.4. 열대 강수와 관련된 대기 반응

ENSO가 동아시아에 미치는 영향은 열대 지역 대류 활동으로 인한 강제력으로 유도되는 열대-중위도 로스비파 전파(wave-train)로 설명될 수 있으며, 로스비파(파동) 전파로 의해 중위도 동아시아에 고기압성 순환이 위치하게 되며 우리나라에 영향을 준다. 열대에서 중위도로의 파동 전파와 열대 강수의 관련성을 살펴보기 위해 파동이 위치한 동북아시아와 인도 북서쪽 지역의 200hPa 지위고도 편차의 차이로 파동 지수를 정의하였고 (Wave-Train index = $Z_{200}(130-150E, 30-45N) - Z_{200}(85-115E, 25-30N)$), 열대 강수와 ENSO, 파동 지수의 관련성을 살펴보기 위해 강수와 지수들의 상관계수를 살펴보았다(Figure 3.12). 강수와 관련성은 상대

적인 크기를 비교하기 위해 벥골만과 남중국해, 서태평양 강수는 부호를 반대로 고려하였다.

Nino3.4 지수와 열대 강수의 상관계수는 중태평양에서 가장 높았으며 12월이 가장 관련성이 높게 나타났다. 서태평양과 벥골만~남중국해 강수 또한 Nino3.4 지수와 상관계수가 높게 나타났다는데, 서태평양 강수는 겨울이 깊어질수록 Nino3.4 지수와 상관성이 점차 증가한 반면 벥골만~남중국해 강수는 12월에만 높고 1월과 2월에는 상관성이 감소했다. 서인도양 강수는 Nino3.4 지수와 상관성이 다른 지역 강수에 비해 낮았고 12월에만 유의한 상관성을 보이고 1월과 2월은 유의하지 않았다. 파동 지수와 열대 강수의 상관계수는 대부분 12월에 가장 높게 나타났다고 1월에 가장 낮았다. 월별로는 12월에 벥골만~남중국해, 서태평양, 중태평양, 서인도양 순으로 관련성이 높게 나타났고 2월은 벥골만~남중국해, 서태평양, 중태평양 강수 순으로 나타났다. 1월은 벥골만~남중국해 강수와 파동 지수의 상관계수가 가장 높았으나 다른 월에 비해 상관성이 낮았다. 따라서 강수에 의한 열대에서 중위도로의 파동 전파는 12월에 가장 잘 나타나고 1월에 약해졌다가 2월에 다소 증가하는 것으로 볼 수 있으며, 파동 전파에는 벥골만~남중국해, 서태평양 강수가 가장 연관성이 높은 것으로 나타났다. 1월에는 강수와 파동 전파의 관련성이 낮아서 1월에 우리나라 주변에 위치하는 고기압은 열대에서 중위도로의 파동 전파에 의한 영향보다는 다른 영향이 더 크게 작용하는 것으로 볼 수 있다.

모델에서는 열대 강수와 ENSO, 파동 지수의 관련성을 어떻게 모의하고 있는지를 살펴보기 위해 관측 자료와 마찬가지로 강수와 지수들의 상관계수를 살펴보았다 (Figure 3.13). 모델에서는 강수와 지수들의 상관계수 대부분이 관측보다 높게 나타났다. 모델에서도 Nino3.4 지수와 중태평양, 서태평양 강수의 상관계수는 높게 나타났으나, 관측과는 다르게 서인도양 강수도 상관계수가 관측보다 훨씬 높게 나타나 겨울철 모든 월에서 ENSO와 유의한 관련성을 보였다. 파동 지수와 열대 강수의 상관계수 또한 모델에서는 관측보다 높게 나타났으며 모든 월에서 유의한 관련성으로 나타났다. 모델에서도 관측과 유사하게 12월 벥골만~남중국해, 서태평양, 중태평양 강수와 파동 지수가 밀접한 관련이 있는 것으로 나타났으나 서인도양 강수 또한 모델에서는 파동 지수와 높은 관련성을 갖는 것으로 나타났다. 관측에서는 1월에 강수와 파동 지수의 관련성이 낮았는데 모델에서는 1월에도 높은 관련성을 갖는 것으로 나타났으며 벥골만~남중국해, 서인도양 강수는 오히려 12월보다 상관계수가 높게 나타났다.

모델에서는 열대 지역 강수가 ENSO와 관련성이 높았으며 인도양 강수도 ENSO와 밀접하게 관련되어 나타났다. 열대 강수와 열대에서 중위도로의 파동 전파 또한 관측보다 관련성이 높았고 겨울철 모든 월에서 관련성이 높게 나타났으며, 관측에서는 관련성이 낮았던 인도양 강수 또한 중위도로의 파동 전파와 관련된 것으로 나타났다. 따라서 모델에서는 우리나라 주변 고기압성 순환 형성에 열대 강수에 의해 유도되는 열대에서 중위도로의 파동 전파가 관측보다 크게 영향을 주는 것으로 볼 수 있다.

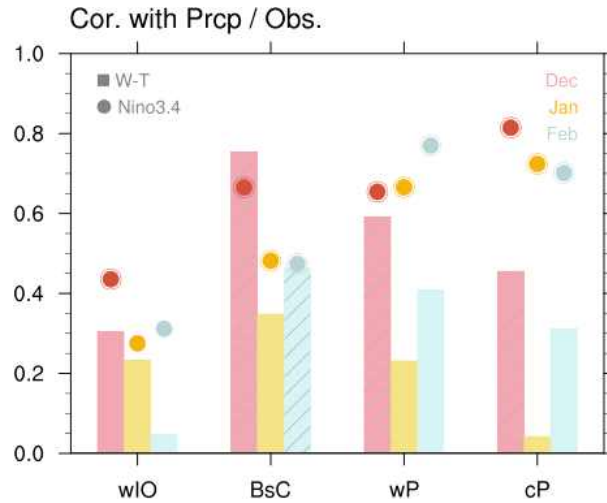


Figure 3.12. Correlation coefficients between tropical precipitation and (bar) wave-train index (W-T), and (dot) Nino3.4 index. The diagonal and circle line indicate statistically significant at 95% confidence level.

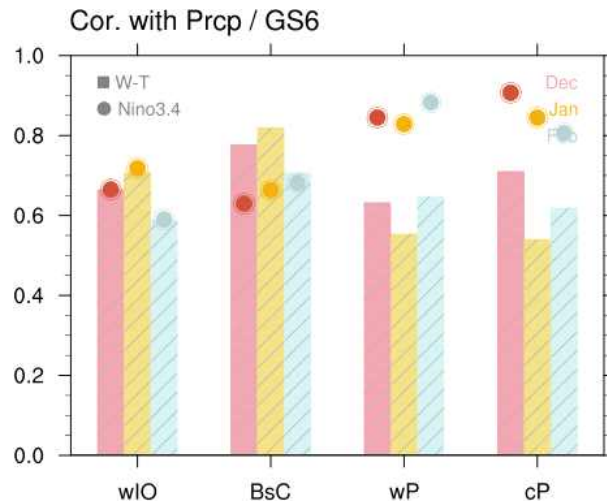


Figure 3.13. As in Figure 3.12, but for GloSea6 model.

열대 강수와 관련된 상층에서의 파동 전파 반응을 살펴보기 위해 서인도양, 서태평양, 중태평양 강수에 대한 200hPa 유선함수와 wave activity flux에 대한 회귀분석을 관측과 모델에서 살펴보았다 (Figure 3.14-16). Wave activity flux는 Takaya and Nakamura (2001)에서 제시된 정의 방법에 따라 계산되었다. 분석 기간은 모델과의 비교를 위해 모델 자료의 기간과 동일한 기간에 대해서 분석하였다.

12월은 세 지역 강수에 대한 반응이 유사하게 나타났는데 열대에서 중위도로 파동 패턴과

(인도 북서쪽 저기압성 편차~동북아시아 고기압성 편차) 유라시아 대륙에서의 파동 패턴으로 (유럽 고기압성 편차~우랄산맥 주변 저기압성 편차~동북아시아 고기압성 편차) 나타났다. 다른 지역 강수의 영향을 제거하고 회귀분석을 하면 열대로부터의 파동 패턴은 서인도양 강수에서는 나타나지 않아 열대로부터 동북아시아로의 파동 전파는 서태평양과 중태평양 강수가 중요하게 작용하고 서인도양 강수는 보조적인 역할을 하는 것으로 볼 수 있다. 서태평양 강수는 북대서양에서 우랄산맥 지역으로 이어지는 유라시아 북부에서의 파동과 관련된 것으로 나타났는데 다른 강수의 영향을 제거한 경우에도 유사하게 나타났다.

1월 강수에 대한 반응은 세 지역 강수의 반응이 서로 다르게 나타났다. 서태평양 강수는 12월과 유사하게 인도 북서쪽에 저기압성 편차는 나타났으나 북동 방향으로 전파되지 않았고 동북아시아에 고기압성 편차가 나타나지 않았다. 또한 유라시아 대륙의 파동 패턴도 12월과 차이를 보이며 바이칼호 서쪽에 고기압성 편차가 위치했다. 중태평양 강수에 대한 반응에서는 열대로부터의 파동 패턴은 나타나지 않았고 바이칼호 주변 고기압성 편차가 위치했다. 서인도양 강수에 대한 반응에서는 중위도에 고기압성 편차가 위치하는 양의 AO와 유사한 패턴으로 우리나라와 일본 주변으로 고기압성 편차가 위치했는데, 다른 강수의 영향을 제거한 경우에도 유사하게 나타났다. 1월 서인도양 강수와 Nino3.4 지수의 상관계수는 약 0.3으로 다른 지역 강수보다 상관계수가 낮았는데, 계절내진동과 같이 ENSO와는 관련되지 않고 발생하는 인도양 강수와 관련된 반응으로 우리나라는 고기압성 편차 영향을 받을 수 있는 것으로 볼 수 있다. 1월 서인도양 강수가 0.75 표준편차 이상으로 강했던 경우를 살펴보면, 서인도양 강수가 양의 강수로 강할 때는 엘니뇨와 중립 해로 우리나라 기온은 평년보다 낮은 경우가 없었으며, 반대로 음의 강수로 강할 때는 엘니뇨와 라니냐, 중립 해가 골고루 섞여 있고 우리나라 기온은 한번을 제외하고 모두 평년보다 낮았다.

2월 강수에 대한 반응도 세 지역 강수의 반응이 서로 다르게 나타났다. 서태평양 강수에 대해서는 12월과 유사하게 열대 저기압성 편차와 중위도 고기압성 편차가 나타났지만 12월 보다 동쪽으로 치우쳐 나타났다. 서태평양 강수에서 다른 지역 강수 영향을 제거한 경우, 우랄산맥 부근 저기압성 편차와 한반도 북쪽 고기압성 편차의 파동 패턴이 나타났다. 따라서 우리나라 북쪽의 고기압성 편차는 열대에서 올라온 파동과 유라시아 대륙을 지나는 파동의 영향을 받은 것으로 볼 수 있다. 중태평양 강수는 인도 북서쪽으로 저기압성 편차는 위치했으나 중위도로 파동 전파는 잘 나타나지 않았고 북대서양에서 우랄산맥 지역으로 이어지는 파동 패턴이 나타났는데 다른 강수의 영향을 제거한 경우에도 유사하게 나타났다. 서인도양 강수는 인도 북서쪽과 우랄산맥 주변에 고기압성 편차, 한반도 북서쪽 저기압성 편차, 한반도 동쪽 고기압성 편차의 파동 패턴으로 나타났다. 2월은 다른 월과 비교해 분석 기간에 따라 차이가 나타났는데, 1990년대 이전 기간을 포함한 경우 유라시아 북부에서의 파동 패턴은 약하게 나타나 최근 기간에 강수와 관련된 유라시아 북부의 변동성이 증가한 것으로 볼 수 있다.

강수에 대한 반응에서 열대로부터의 파동 패턴뿐만 아니라 유라시아를 지나는 파동 또한 중요하게 나타났으며 월별로도 차이가 있었다. 선행 연구에서는 겨울철 동아시아에 대한 ENSO의 영향이 계절 안에서 변하는데 북대서양이 영향을 줄 수 있음을 제시하였는데, 동아시아 겨울 몬순이 극 제트와 아열대 제트를 따라 북대서양에서 동아시아로 전파되는 로스비파와 밀접하게 관련되어 있으며 제트를 따라 전파되는 파동은 초겨울과 늦겨울 다르게 나타난다고 하였

다 (An et al. 2022; Ma et al. 2022). 강수에 대한 상층 반응에서 유라시아를 지나는 파동은 우랄산맥 지역을 지나는 유라시아 북부에서의 파동과 그보다 남쪽 지역으로 지나는 파동으로 나타나 선행 연구에서 제시한 두 제트를 따라 전파되는 로스비파와 유사했다. 그러나 북대서양과 관련되어 유라시아를 지나 동아시아로 전파되는 파동의 계절안 변화에 대한 자세한 기작은 아직 많은 연구가 필요한 부분으로 남아있다.

모델에서는 강수에 대한 반응으로 인도 북서쪽 저기압성 편차~동북아시아 고기압성 편차~북태평양 저기압성 편차의 파동 패턴이 12월, 1월, 2월 유사하게 나타났다. 다른 강수의 영향을 제거한 경우에도 서태평양 강수는 세 달에서 유사한 파동 패턴을 보여 모델에서 서태평양 강수가 열대에서 중위도로의 파동 전파에서 중요한 역할을 하는 것으로 나타났다. 중태평양 강수는 1월과 2월은 동북아시아로의 파동 전파에는 큰 영향을 주지 못하고 북태평양에서 북아메리카로의 전파와 관련된 것으로 나타났다. 서인도양 강수는 서태평양 강수보다 강도는 약하지만 12월과 1월은 열대에서 중위도 동북아시아로의 파동 패턴으로 나타났고, 2월은 열대 저기압성 편차는 나타났으나 한반도 주변의 고기압성 편차로 이어지지 못했다.

모델에서도 1월 서인도양 강수가 강했던 경우를 살펴보면, 서인도양 강수가 양의 강수로 강할 때는 모두 엘니뇨 해였으나 우리나라 기온은 뚜렷한 경향성을 보이지 않았고, 음의 강수로 강할 때는 라니냐와 엘니뇨 해가 섞여 있었고 기온도 뚜렷한 경향을 보이지 않았다. 관측에서는 서인도양 강수가 ENSO와 관련되지 않고도 강하게 나타날 수 있었고 강수 강도가 강할 때 우리나라 기온도 경향성을 보였지만, 모델은 서인도양 강수가 ENSO와 관련되어 나타나며 우리나라 기온도 경향성을 보이지 않았다.

관측에서는 강수에 대한 반응이 강수의 지역과 월에 따라 다르게 나타나지만 모델에서는 강수 지역과 월에 따라 구분되지 않고 열대에서 중위도로의 파동 패턴으로 유사하게 나타났다. 또한 관측에서 중요하게 나타난 유라시아 대륙의 파동 패턴을 모델에서 전혀 모의하지 못했으며 북대서양에서 나타난 변동도 제대로 모의하지 못했다. 반면에 모델에서는 북태평양의 저기압성 편차 반응은 관측보다 강하게 모의하였다.

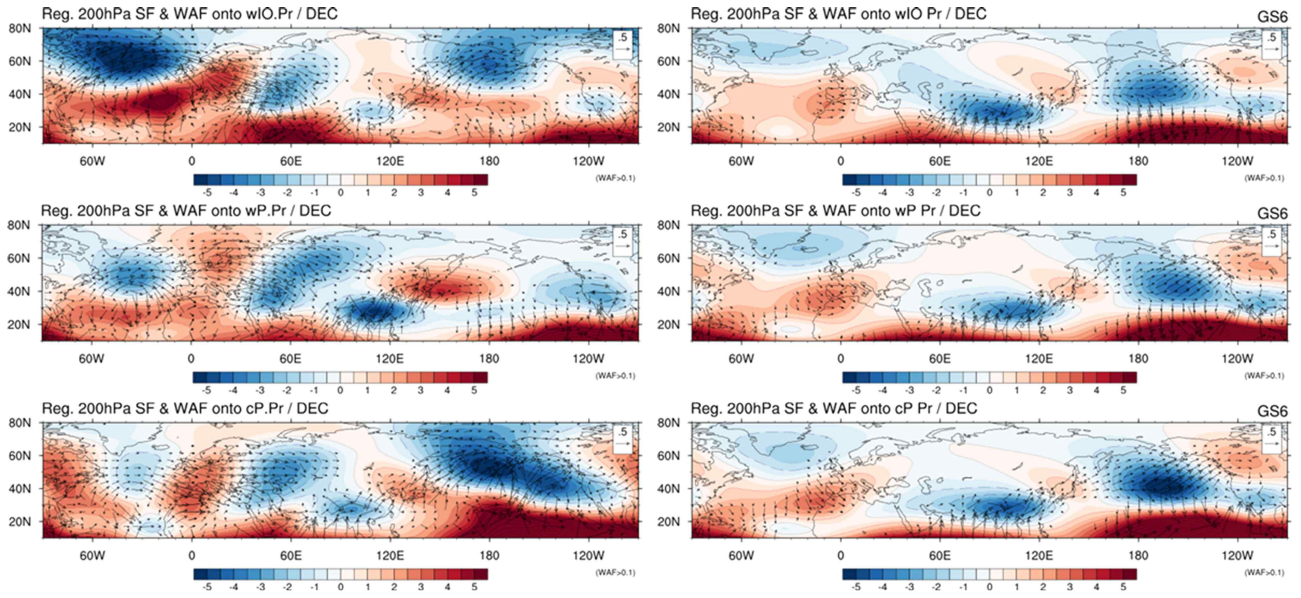


Figure 3.14. Regression of 200hPa (shading) stream function and (vector) wave activity flux with respect to precipitation over the (top) western Indian ocean, (middle) western Pacific, (bottom) and central Pacific in December. Left panels are for the observation, and right panels are for GloSea6 model.

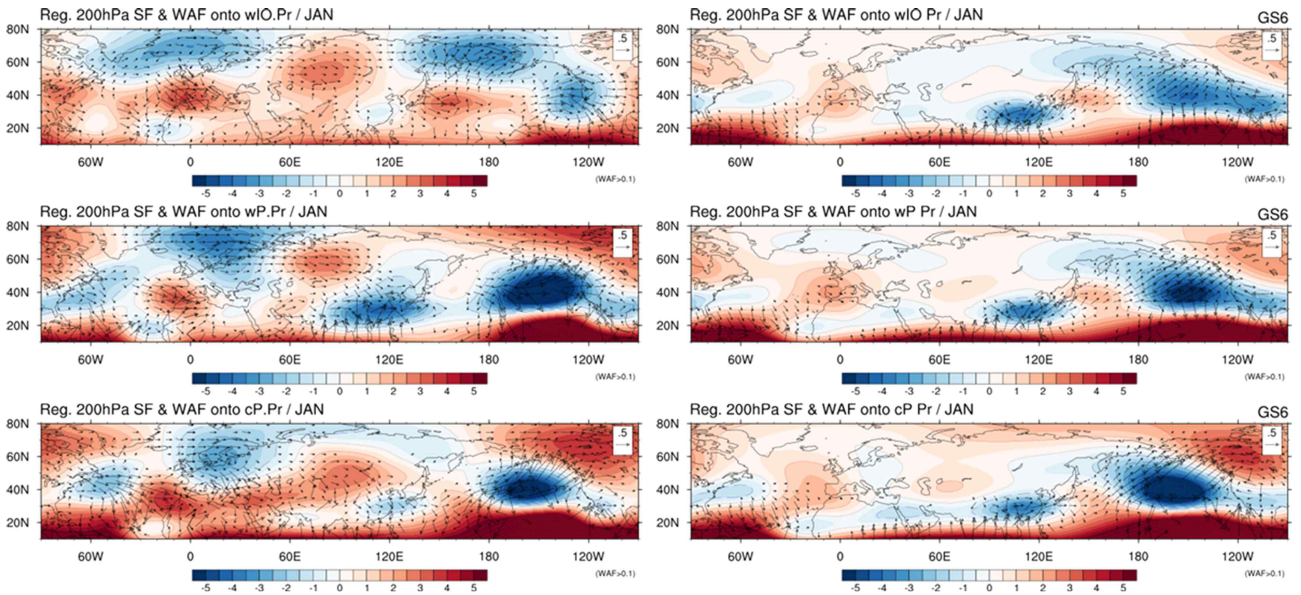


Figure 3.15. As in Figure 3.14, but for January.

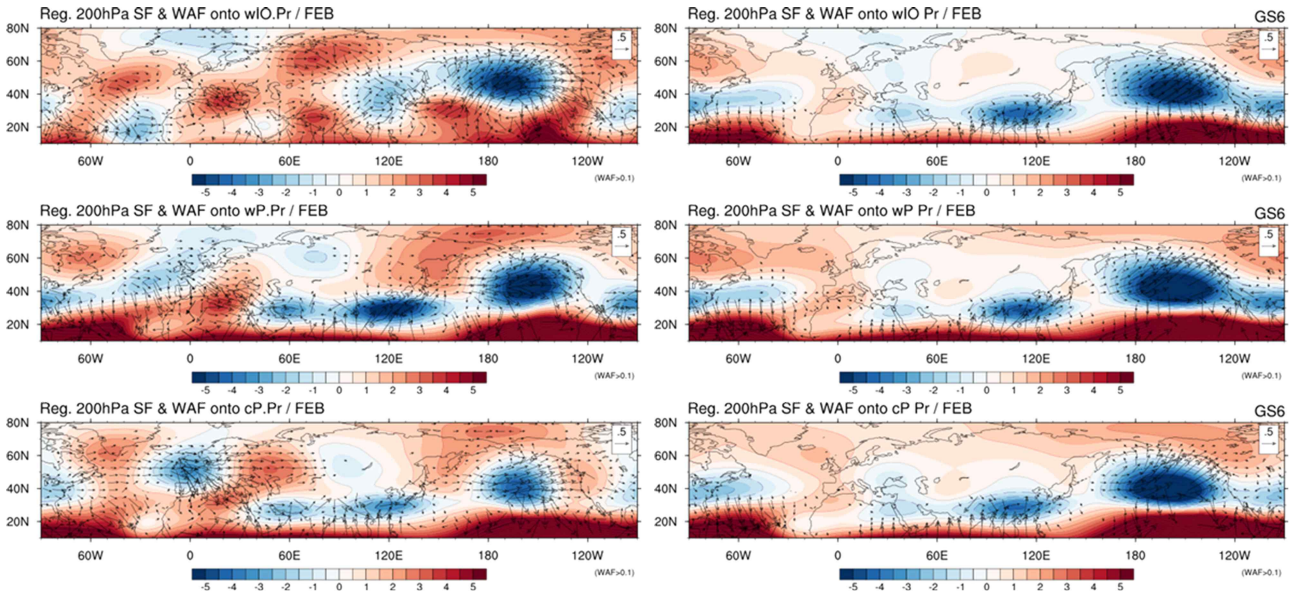


Figure 3.16. As in Figure 3.14, but for February.

3.1.5. 열대에서 중위도로 파동 전파와 ENSO 영향

Figure 3.17은 ENSO, 파동 지수, 우리나라 주변 기압계 간의 상관계수를 나타낸다. ENSO는 Nino3.4 지수로, 파동 지수는 Figure 3.12와 동일한 200hPa 지위고도 편차의 차이로 나타냈다. 우리나라 주변 기압계 지수는 125-150E, 30-45N 평균한 500hPa 지위고도 편차와 해면기압 편차, 필리핀해 고기압 지수는 120-160E, 5-20N 평균한 해면기압 편차를 사용했다. 필리핀해 고기압은 아열대 북서태평양 하층에 ENSO와 관련되어 나타나는 아노말리 고기압으로 늦겨울로 갈수록 발달하고 북진하지만, 우리나라 위도대까지 직접 영향을 주지는 못하는 것으로 알려졌다.

파동 지수와 우리나라 주변 지위고도는 12월에 매우 높은 양의 상관계수를 보였으며, ENSO와 파동 지수 또한 양의 상관성을 보였다. 따라서 우리나라 주변의 고기압성 편차는 ENSO와 관련되어 나타나는 열대로부터의 파동과 밀접하게 관련 있는 것으로 볼 수 있다. 하층 필리핀해 고기압 또한 우리나라 주변 하층 고기압성 편차와 양의 상관을 나타내며 서로 연관된 것으로 나타났다. 반면 1월에는 ENSO와 파동 지수의 상관성이 매우 적고, 열대로부터의 파동과 우리나라 주변의 지위고도 편차의 관련성도 12월보다 감소한다. 우리나라 주변의 고기압성 편차가 열대로부터의 파동 전파에 의해 유도될 수는 있겠으나 파동이 ENSO에 의해 발생하는 관련성은 낮은 것으로 볼 수 있다. 하층의 필리핀해 고기압과 우리나라 주변의 하층 고기압성 순환의 관련성은 거의 없어 두 고기압은 서로 독립적으로 나타나는 것으로 볼 수 있다. 2월은 ENSO와 파동 지수의 상관성이 1월보다 증가했으나 파동 지수와 우리나라 주변 지위고도 편차의 상관성은 높지 않았다. 분석 기간을 늘려 자료의 전체 기간(1979/80-2021/22)에 대한 상관계수를 살펴보면 (Figure 3.17 동그라미로 표시), 12월은 기간에 따른 상관계수의 차이가 크지 않았으나 1월은 전체 기간에서의 상관계수가 더 높게 나타나 ENSO와 파동 지수, 파동 지수와 우리나라 주변 지위고도 편차의 관련성이 최근 기간에 감소한 것으로 볼 수 있으며, 2월은

ENSO와 파동 지수의 관련성은 최근 기간에 증가했으나 파동 지수와 우리나라 주변 지위고도 편차의 관련성은 감소하였다. 따라서 12월에는 ENSO와 관련되어 나타나는 열대로부터의 파동이 우리나라 주변으로 고기압성 편차가 위치하는데 영향을 주고 이러한 관계는 기간에 따라 큰 변화 없이 나타나지만, 1월과 2월은 우리나라 주변 고기압성 편차에 열대로부터의 파동 외에 다른 요인이 더 영향을 미치며 기간에 따라서 변화가 있는 것으로 볼 수 있다.

Figure 3.18은 모델에서 지수들 간의 상관계수로 모델은 관측에서보다 지수들의 상관성이 높게 나타났다. 모델에서는 ENSO와 파동 지수, 파동 지수와 우리나라 주변 지위고도 편차의 관련성이 높게 나타나 우리나라 주변으로 고기압성 편차가 형성되는데 ENSO와 관련된 파동 전파의 영향이 크게 작용하는 것으로 볼 수 있다. 파동 지수와 지위고도 편차의 관련성은 겨울철 모든 월에서 유의한 관계로 나타났다. 하층에서도 필리핀해 고기압과 우리나라 주변의 해면 기압이 관측에서는 1월에 관련성이 없지만 모델에서는 겨울철 세 달 동안 비슷한 수준에서 관련성이 유지되는 것으로 나타났다.

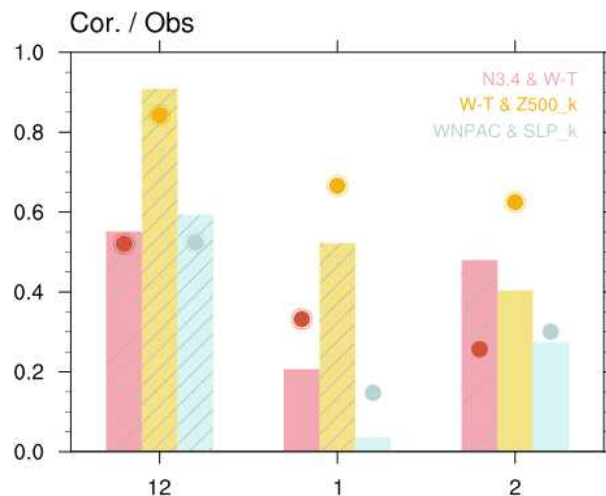


Figure 3.17. Correlation coefficient between (pink) Nino3.4 index and wave-train index, (yellow) wave-train index and 500hPa geopotential height over the Korean Peninsula, (blue) western north Pacific anticyclone and sea level pressure over the Korean Peninsula. Bar indicate coefficient during 1993/94-2015/16, and dot indicate coefficient during 1979/80-2021/22 period.

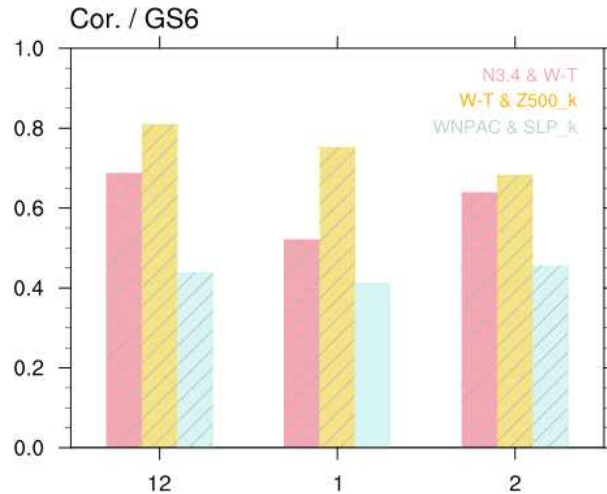


Figure 3.18. As in Figure 3.17, but for GloSea6 model 1993/94-2015/16 period.

관측과 모델에서의 ENSO와 관련된 열대 강수, 열대 강수로 인한 열대에서 중위도로의 파동 전파, 파동 전파와 한반도 주변 고기압성 편차의 월별 관계를 Figure 3.19에 모식도로 나타내었다. 모식도에서 선이 굵을수록 관련성이 높음을 의미하며 점선은 관련성이 없음을 의미한다. ENSO와 관련된 열대 강수가 열대에서 중위도로 파동 전파를 만들고 한반도 주변으로 고기압성 편차를 유도하는 과정은 12월에 가장 잘 나타나며, 2월에는 12월보다는 약하지만 나타나는 것으로 요약될 수 있다. 1월은 ENSO의 영향으로 파동 전파에 의해 한반도 주변 고기압성 편차를 유도하는 과정이 나타나지 않으며 하층의 필리핀해 고기압과 한반도 주변 고기압성 편차도 연관성이 없었다. 하지만 모델에서는 겨울철 세 달 동안 비슷한 수준으로 ENSO의 영향으로 열대에서 중위도로의 파동 전파가 나타나 한반도 주변 고기압성 편차를 유도하고, 하층 한반도 주변 고기압성 편차도 ENSO에 의한 필리핀해 고기압과 관련되었다.

겨울철 ENSO와 열대 지역 강수의 연관성이 월별로 다르고, 강수와 관련된 대기 반응도 월별로 다르게 나타났으며 우리나라 기온에 영향을 미치는 한반도 주변 기압계는 열대 서태평양과 중태평양 강수 뿐만 아니라 인도양 강수와도 관련되어 있음을 살펴보았다. Figure 3.20은 겨울철 엘니뇨와 라니냐 해 우리나라 기온 분포를 나타낸다. 엘니뇨 라니냐에 따른 우리나라 기온 분포에서 1월과 2월은 뚜렷한 경향성을 찾기는 어려웠으나, 가을철 IOD와 겨울철 ENSO를 함께 고려하면 약하게나마 경향성을 볼 수 있었다. 12월은 엘니뇨 해 우리나라 기온이 평년보다 높은 경향이 양의 IOD가 동반된 경우 더 뚜렷했으며, 1월은 IOD를 동반하지 않은 라니냐 해에 우리나라 기온이 평년보다 낮거나 비슷한 경향을 보였고, 2월은 양의 IOD가 동반되었던 엘니뇨 해에 기온 평년보다 높거나 비슷한 경향, IOD가 동반되지 않은 라니냐 해에 기온 평년보다 낮은 경향을 보였다.

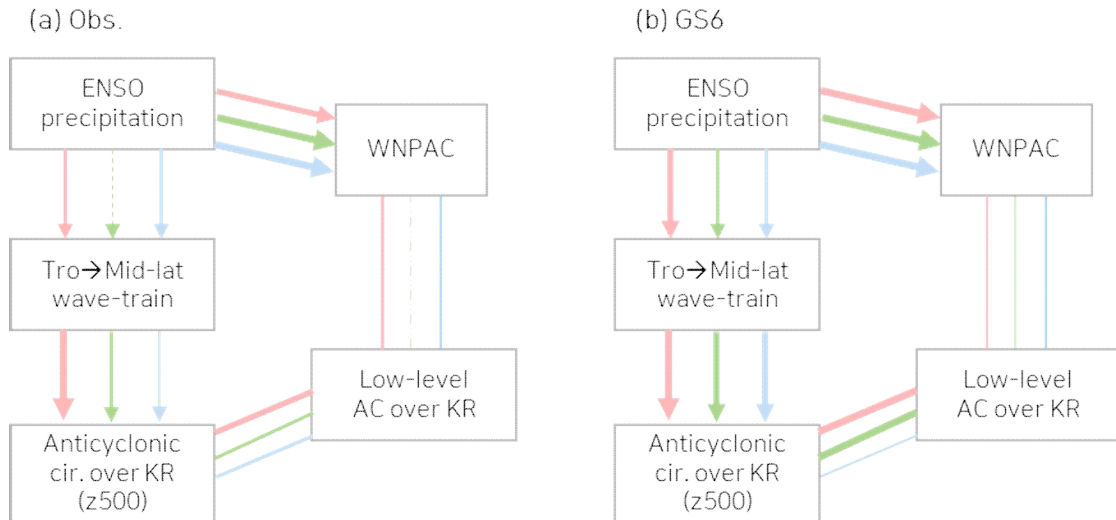


Figure 3.19. Schematic diagram of the relations between ENSO related precipitation, wave train from tropics to mid-latitude, anticyclonic circulation over the Korean peninsula, and western north Pacific anticyclone. (a) is observation, and (b) is GloSea6 model. Thickness of the line indicate strength of the relation.

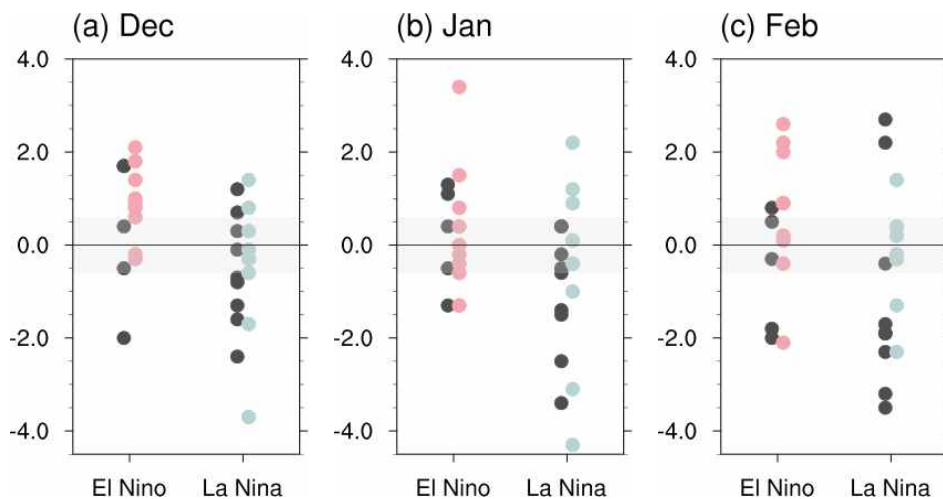


Figure 3.20. Plots of the (a) Dec, (b) Jan, and (c) Feb Korean temperature anomalies according to the El Nino and La Nina years. Pink, blue, and black dots indicate El Nino with positive IOD, La Nina with negative IOD, and El Nino and La Nina without IOD years, respectively.

Figure 3.21은 관측과 모델의 우리나라 주변 500hPa 지위고도 지수와 열대에서 중위도로의 파동 지수 분포를 나타낸 그림이다. 붉은 삼각형은 엘니뇨 해, 초록색 사각형은 라니냐 해를 나타내며 붉은 점은 가을철 IOD가 동반된 엘니뇨 해, 초록 점은 IOD가 동반되지 않은 라니냐 해를 나타낸다. 지위고도 지수와 파동 지수는 양의 상관성을 보이며 우리나라 주변 고기압성

편차가 위치하는데 열대에서 중위도로의 파동 전파가 관련되어 있음을 보여준다. 12월 북은 삼각형으로 나타낸 엘니뇨 해는 지위고도와 파동 지수가 양의 편차로 나타났는데, 특히 양의 IOD를 동반한 엘니뇨 해는 모두 양의 편차로 나타나 우리나라 주변 고기압성 편차가 열대에서 중위도로의 파동 전파와 밀접하게 관련되어 있음을 볼 수 있었다. 반면 1월과 2월은 지위고도와 파동 지수가 양/음의 편차인 해에 엘니뇨와 라니냐 해가 함께 위치해 열대에서의 파동 전파로 인해 우리나라 주변에 고/저기압성 편차는 유도될 수 있지만 파동 전파가 ENSO와 관련되지 않고도 나타날 수 있음을 의미한다. 2월은 IOD가 동반되지 않은 라니냐 해는 음의 파동지수로 나타나 IOD가 없는 경우 열대에서 파동 전파의 영향이 잘 나타날 수 있음을 보였다. 모델에서도 지위고도와 파동 지수는 양의 상관성을 보였고 관측보다 상관계수는 높게 나타났다. 모델에서는 12월 엘니뇨 해에 관측과 유사하게 양의 지위고도와 양의 파동 지수 관계가 가장 잘 나타났으며, 1월과 2월도 엘니뇨와 라니냐 해가 지수의 양/음의 편차에 따라 관측보다 잘 구분되어 나타났다.

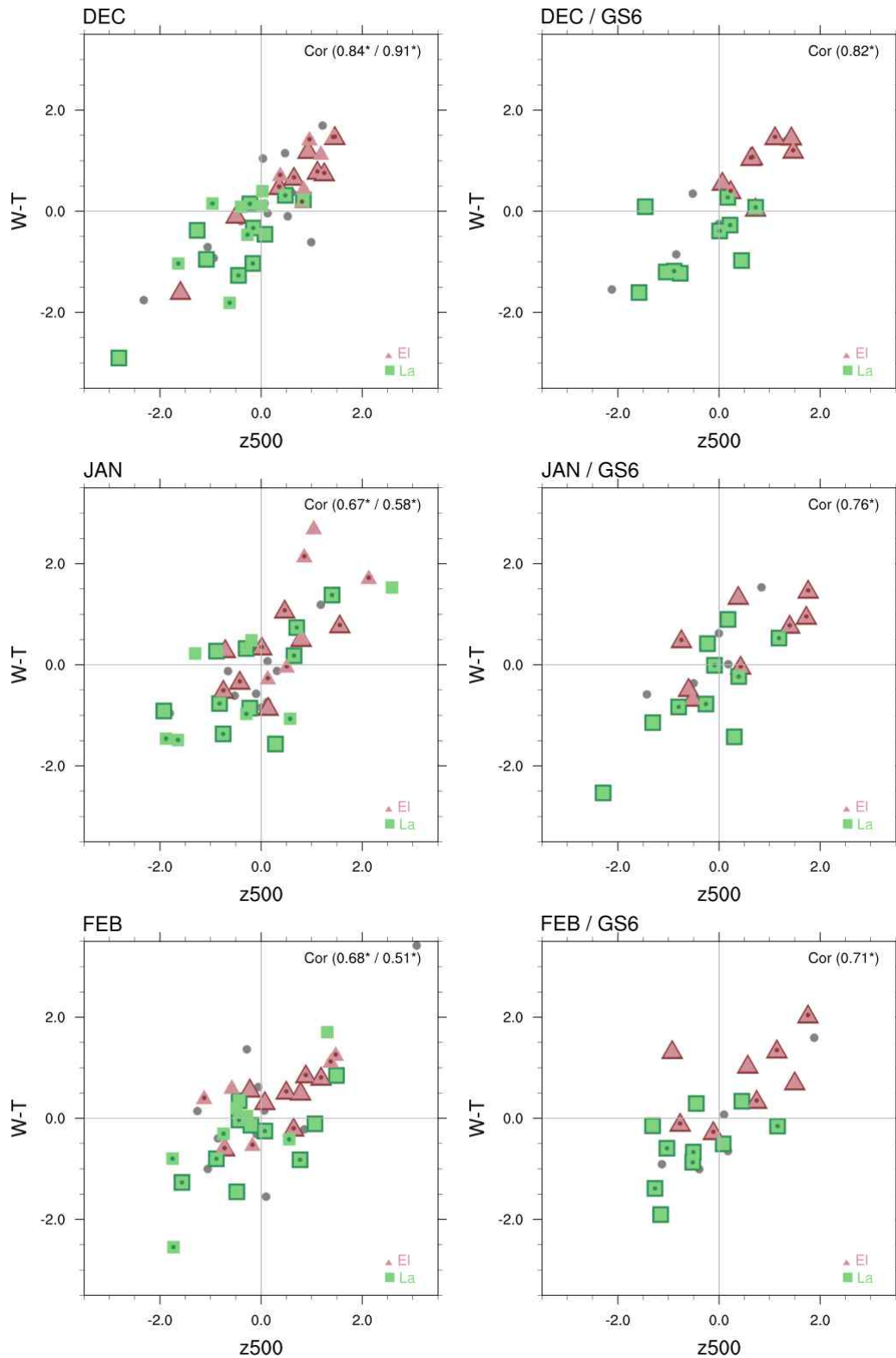


Figure 3.21. Scatter plots between 500hPa geopotential height around the Korean peninsula and wave-train index for (left) observation and (right) model. Triangle and square indicate El Niño and La Niña years. Red and green dots indicate El Niño with IOD and La Niña without IOD years, respectively. Triangle and square with thick line are years from 1993/94–2015/16 (model hindcast) period.

겨울철 우리나라 기온의 경향성이 나타난 12월 엘니뇨 해와 1월 양의 IOD가 동반되었던 엘니뇨 해, IOD를 동반하지 않았던 라니냐 해의 관측과 모델 합성장을 비교해 모델이 관측과 유사하게 모의하는지 비교해 보았다. 합성장 분석에 사용된 해는 모델 자료의 기간인 1993/94-2015/16년 동안의 엘니뇨와 라니냐 해를 사용하였다.

Figure 3.22는 엘니뇨 해 12월의 관측과 모델의 합성장을 나타낸 그림이다. 관측 강수 합성장의 서인도양 양의 강수 편차, 서태평양 음의 강수 편차, 중태평양 양의 강수 편차를 모델에서도 잘 모의하였다. 관측에서 나타난 인도 북동쪽 저기압성 편차, 동북아시아 고기압성 편차, 북태평양 저기압성 편차의 열대에서 중위도로 전파되는 파동 패턴과 하층 필리핀해 주변의 고기압성 편차와 한반도 동쪽으로 북태평양에 위치한 고기압성 편차 또한 모델에서 관측과 유사하게 잘 모의함을 볼 수 있었다. Figure 3.23은 엘니뇨 해 12월의 velocity potential 합성장을 나타낸 그림으로, 양의 편차는 수렴, 음의 편차는 발산 구역을 나타낸다. 서태평양에서는 상층 수렴, 하층 발산이 나타나며 하강기류가 위치하고 서인도양과 중태평양에는 반대로 상승기류가 위치해 적도를 따라 두 개의 연직 순환이 위치했는데, 모델에서도 이를 유사하게 모의하였다. 반면 관측 합성장에서 나타난 유럽 고기압성 순환, 우랄산맥 저기압성 순환, 동북아시아 고기압성 순환의 유라시아를 지나는 파동은 모델에서는 모의하지 못하였다.

Figure 3.24는 가을철 양의 IOD가 동반되었던 엘니뇨 해 1월 합성장을 나타낸 그림이다. 관측에서는 열대에서 중위도 동북아시아로의 파동 전파가 나타나지 않았고, 북유럽 저기압성 편차, 바이칼호 서쪽 고기압성 편차의 유라시아 파동이 강하게 나타났다. 그러나 모델에서는 인도 북동쪽 저기압성 편차, 한반도 동쪽 고기압성 편차의 열대에서 중위도로의 파동 전파가 나타났고, 하층에서도 열대 서태평양부터 일본 동쪽으로 이어진 고기압성 편차를 강하게 모의해 12월과 유사한 반응으로 모의하였다. 모델에서도 북유럽에 저기압성 편차를 약하게 모의하기는 했으나 바이칼호 서쪽의 고기압성 편차는 모의하지 못해 유라시아 대륙을 지나는 파동을 모의하지 못했다.

IOD를 동반하지 않은 라니냐 해의 1월 합성장은 (Figure 3.25) 양의 IOD가 동반된 엘니뇨 해 합성장과는 반대로 우랄 산맥 주변 강한 고기압성 편차, 바이칼 호 부근 저기압성 편차로 이어지는 파동 패턴이 강하게 나타나며 하층 대륙 고기압이 강하게 발달한 것으로 나타났다. 합성장에 사용한 해를 1990년 이전 기간을 포함하면 인도 북서쪽 고기압성 편차, 동북아시아 저기압성 편차가 나타나 열대에서 중위도로의 파동 패턴도 일부 영향이 있었던 것으로 나타났다. 모델에서는 열대 강수는 전반적인 패턴은 관측과 유사했으나 서태평양과 벵골만의 양의 강수 편차를 관측보다 강하게 모의하였다. 모델에서는 인도 북서쪽 상층 고기압성 편차가 위치했으나 중위도로 전파는 나타나지 않았고 관측에서 강하게 나타난 우랄산맥~바이칼호 파동은 전혀 모의하지 못했다. 또한 관측에서는 유라시아 고위도부터 중위도까지 하층 고기압성 순환이 강화되었으나 모델은 카라해와 시베리아를 중심으로 하층에 저기압성 순환이 위치하며 관측과는 큰 차이를 보였다.

1월 우리나라 기온에 크게 영향을 미치는 요인은 합성장에서 볼 수 있듯이 ENSO 보다는 우랄산맥 주변의 고기압성 순환이나 대륙 고기압 강화와 같은 유라시아 대륙 내부의 요인이 중요하게 작용하는 것으로 볼 수 있다. ENSO의 영향이 우리나라 기온에 결정적인 영향을 미치

지는 않았지만 기온이 평년보다 낮거나, 높지 않을 수 있는 배경을 만드는 데는 영향을 줄 수 있다. 양의 IOD를 동반한 엘니뇨 해의 경우, 서인도양 해수면 온도가 높게 유지되면서 IOD가 없는 엘니뇨 해 보다 서인도양 강수가 많은 경향을 보였다. 1월 서인도양 강수에 대한 대기 반응은 양의 AO와 유사한 패턴으로 나타나 우리나라와 일본 주변으로 고기압성 편차가 위치해 기온이 높을 수 있는 조건을 만들어 줄 수 있다. 또한 양의 IOD가 동반된 해에는 강한 강도의 엘니뇨가 포함되어 있는데, 엘니뇨가 강했던 경우 1월에 서태평양 음의 강수가 강하게 나타날 수 있으며, 서태평양 강수에 대한 대기 반응은 바이칼호 주변에 고기압성 편차가 위치해 우리나라 기온 하강을 일으키는 동아시아 기압골 발달을 저지하는데 영향을 줄 수 있다. IOD를 동반하지 않은 라니냐 해에는 필리핀해 해수면 온도가 음의 IOD가 있었던 해 보다 늦게 따뜻해지고 벵골만~남중국해 양의 강수 편차 경향이 강하게 나타나며 파동 전파(열대 고기압~동북아시아 저기압)로 인해 우리나라 주변 저기압성 편차 형성에 영향을 줄 수 있었다.

12월은 열대 지역 강수와 ENSO가 서로 밀접하게 관련되어 있고 강수에 의한 반응으로 열대에서 중위도로 전파되는 파동 패턴이 한반도와 동아시아 지역 기압계에 중요한 영향을 주었으며, 모델에서도 열대에서 영향을 주는 과정이 잘 재현되었다. 1월은 열대 지역 강수와 ENSO의 관련성이 지역별로 다르고 강수에 의한 반응 또한 강수 지역별로 차이가 있었으며 12월과 같이 열대에서 중위도로 전파되는 파동 패턴이 나타나지 않았으나, 모델은 12월과 유사하게 열대 강수가 ENSO와 밀접하게 관련되었고 강수에 대한 반응도 열대에서 중위도로 전파되는 파동 패턴을 우세하게 모의해 관측과 차이가 있었다. 1월은 열대에서 직접 전파되는 영향보다는 유라시아 대륙을 지나 전파되는 영향이 우리나라에 더 중요하게 영향을 미쳤는데 모델에서는 이를 모의하지 못하고 열대에서 전파되는 영향을 관측보다 강하게 모의했다. 따라서 1월은 ENSO 영향에 대한 모델 예측장을 신뢰하는데 어려움이 있으며 관측에서 나타나는 경향성이나 다른 기후감시인자 정보를 반영한 모델 정보의 보정이 필요하겠다.

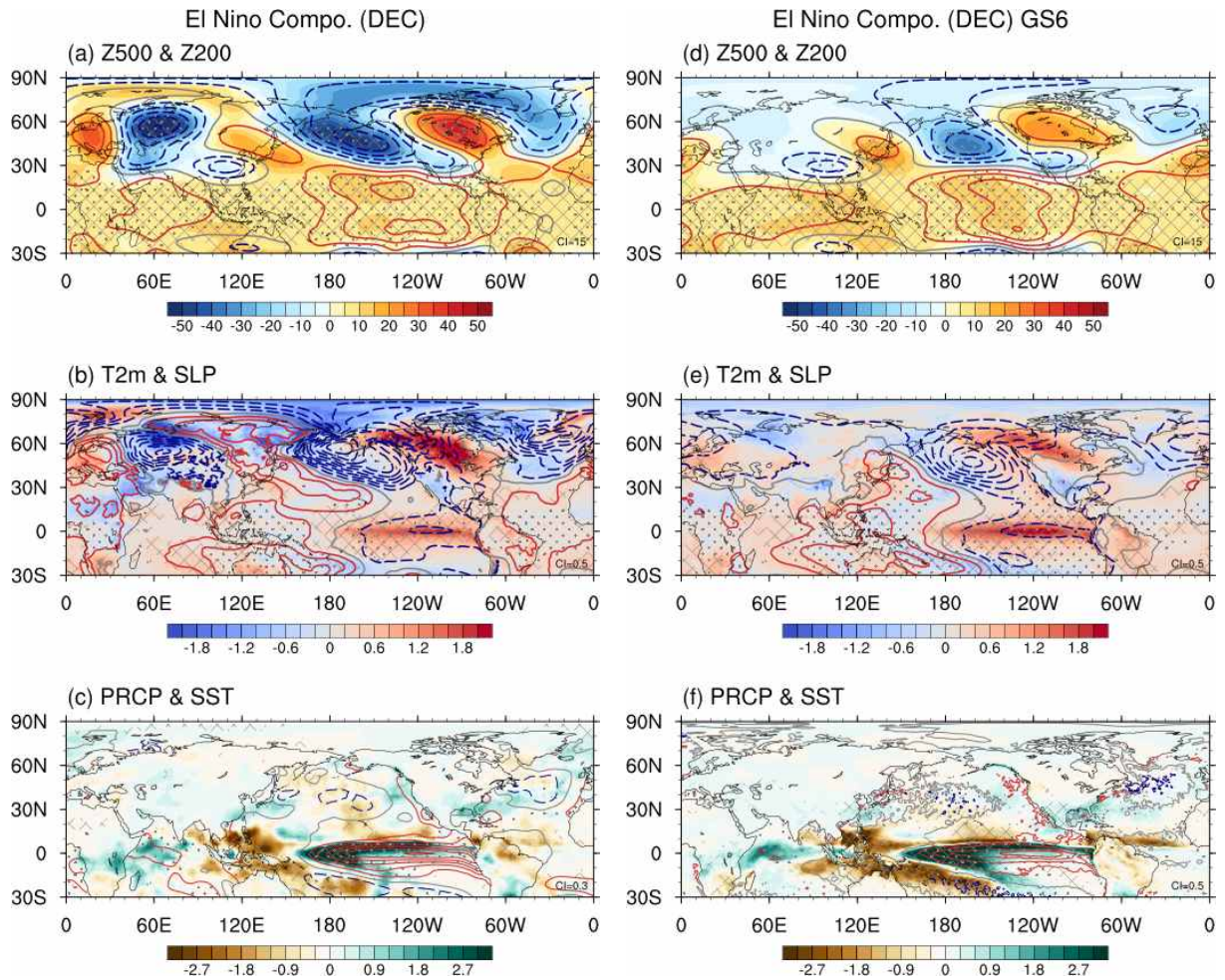


Figure 3.22. Composite maps of the (a,d) (shading) 500hPa and (contour) 200hPa geopotential height anomalies, (b,e) (shading) 2m temperature and (contour) sea level pressure anomalies, and (c,f) (shading) precipitation and (contour) sea surface temperature anomalies for the December El Niño years. Left panels are for the observation, and right panels are for GloSea6 model.

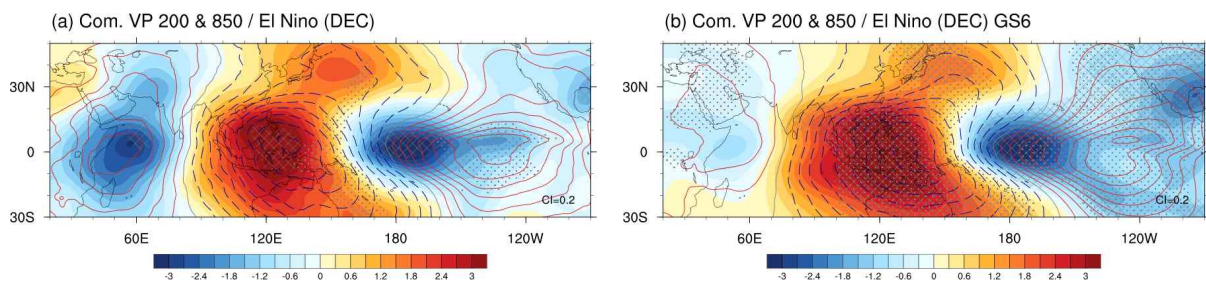


Figure 3.23. Composite maps of the (shading) 200hPa and (contour) 850hPa velocity potential anomalies for the December El Niño years. Left panel is for the observation, and right panel is for GloSea6 model.

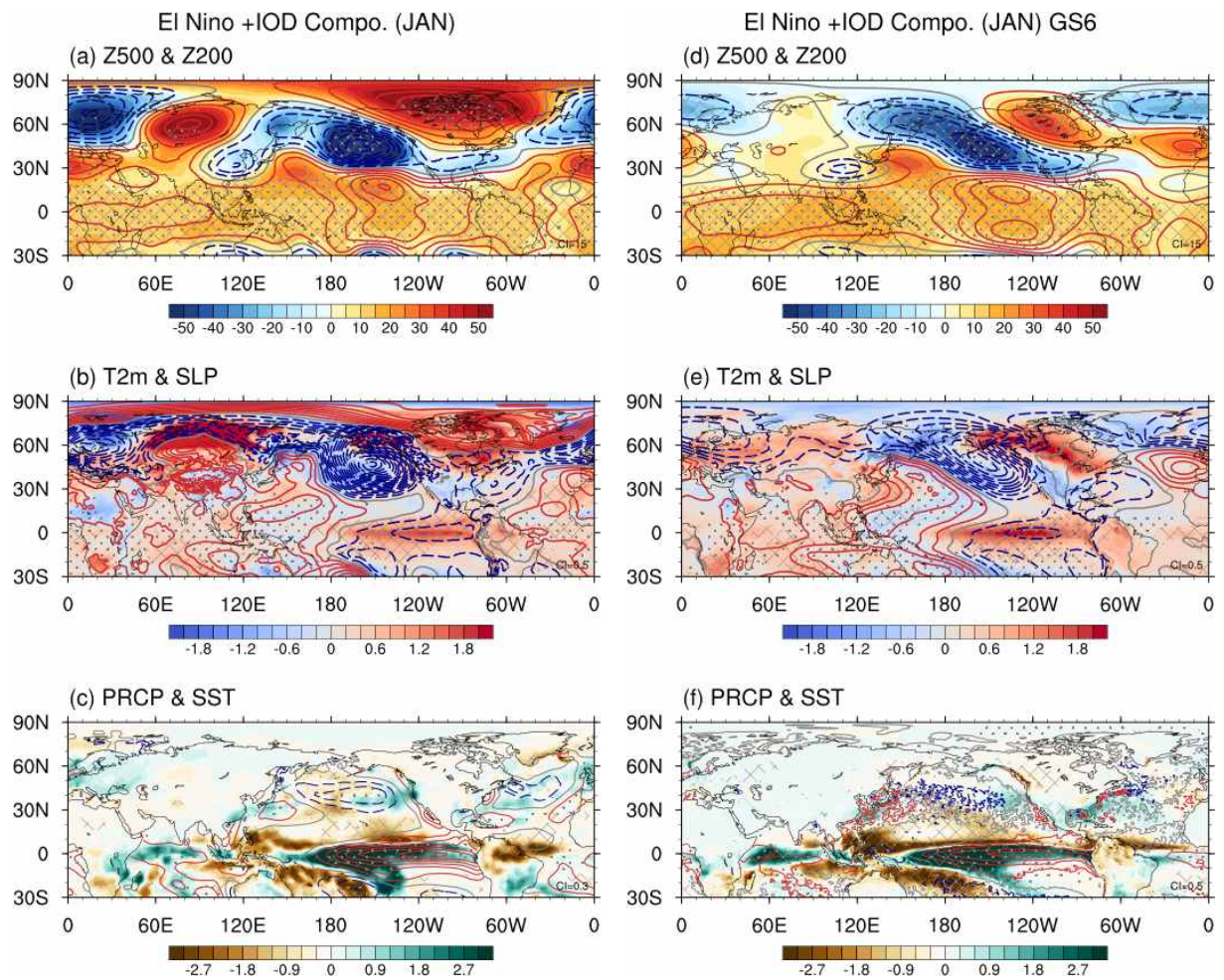


Figure 3.24. As in Figure 3.22, but for January El Niño with positive IOD years.

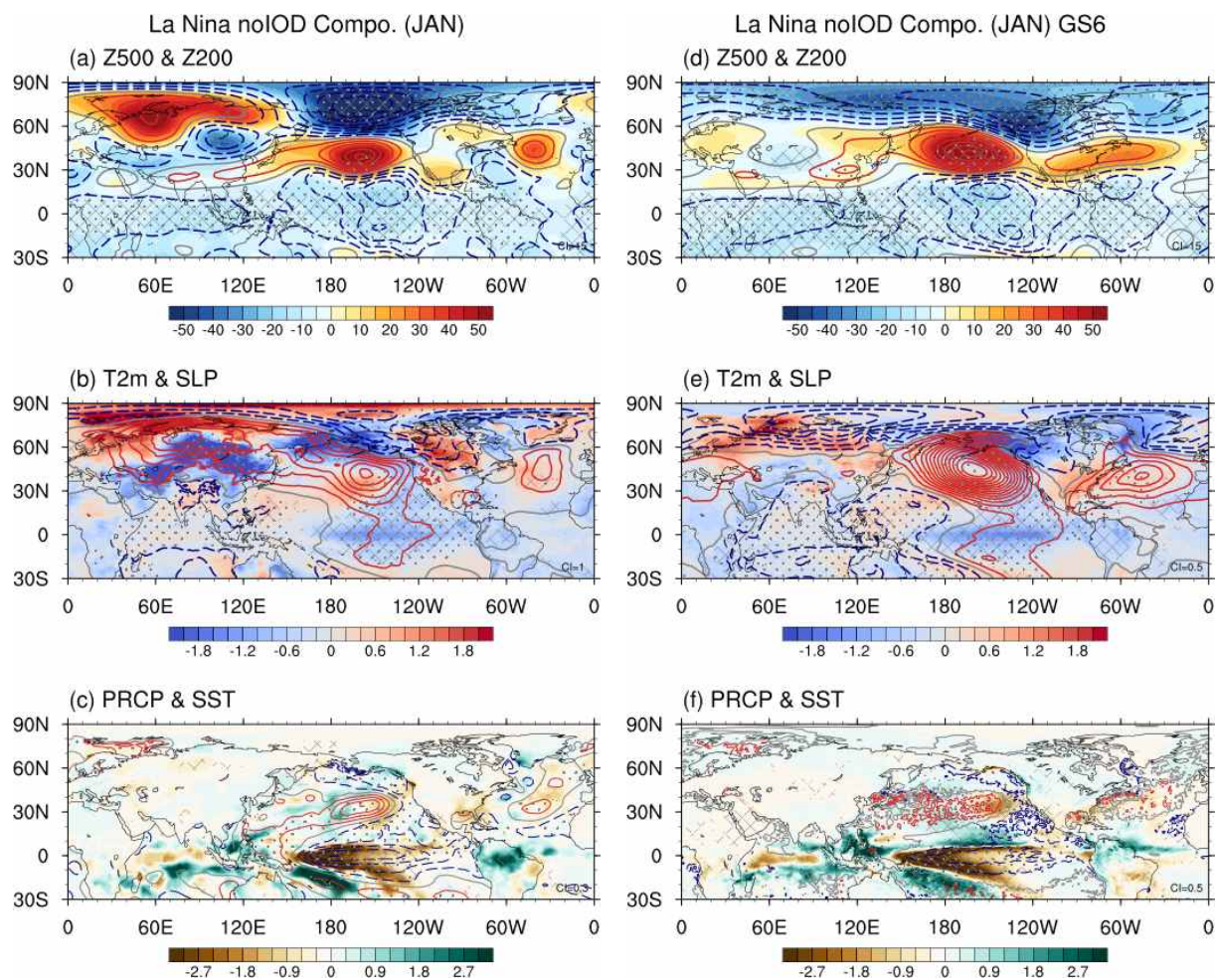


Figure 3.25. As in Figure 3.22, but for January La Niña without IOD years.

3.2. 겨울철 우리나라 기온과 유라시아 눈덮임

3.2.1. 유라시아 눈덮임 특성

이 연구에서 유라시아 눈덮임을 정의하기 위해 NOAA Climate Data Recrod (CDR)의 북반구 눈덮임 자료를 사용하였다 (<https://ncei.noaa.gov/data/snow-cover-extent/access:https://climate.rutgers.edu/snowcover/docs.php?target=datareq>, Robinson et al. 2012) . 이 자료는 1966년 10월부터 현재까지 주(weekly)단위의 북반구 눈덮임 자료를 제공한다. 이 연구에서는 겨울철 기온 예보를 위해 관측기반 감시인자로 사용되는 유라시아 대륙의 눈덮임의 기후학적 특성에 대해 알아보았다. Figure 3.26은 10월부터 이듬해 1월까지 유라시아 대륙 눈덮임의 42년(1980~2021) 평균값 및 연변동성을 나타낸다. 10월은 유라시아 대륙 북부부터 눈이 덮이기 시작해서 11월~1월로 갈수록 점차 비교적 유라시아 대륙 남쪽까지 눈이 덮이기 시작한다. 이러한 기후학적 특성과 마찬가지로, 10월은 유라시아 대륙 북부의 연변동성이 큰 반면, 11월부터 1월까지의 유라시아 대륙 남부의 연변동성이 커진다. 따라서 11월 발표하는 겨울철 기온 예보를 위해 10월 눈덮임 자료를 활용하기 위해서는 겨울철 유라시아 대륙 눈덮임 특성을 잘 반영하는 지역을 사용하는 것이 중요하다.

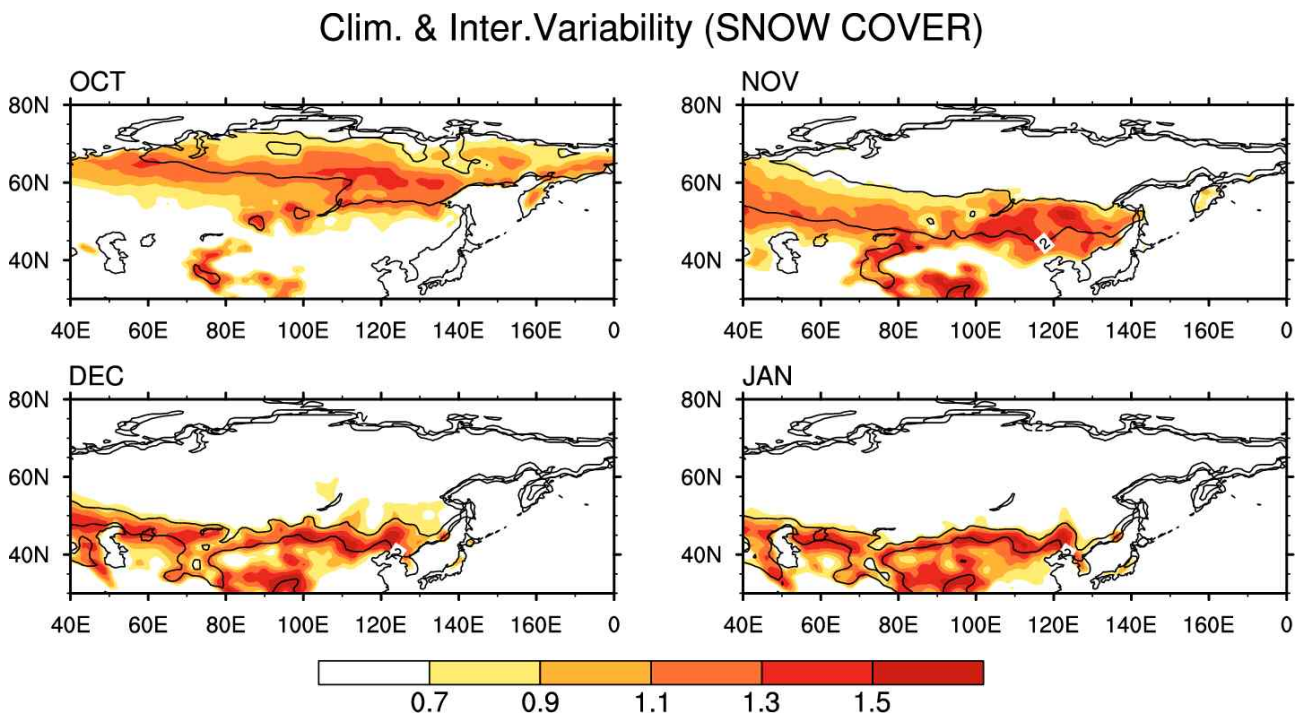


Figure 3.26. Climatological distribution (contours) and interannual variability (shadings) of snow cover in Eurasian Continent in October~January for the 42 years (1980-2022).

유라시아 지역 눈덮임이 증가하면 눈덮임에 의한 알베도 증가로 하층 대기가 차가워지고 대륙고기압 발달을 유도한다. 즉 눈덮임에 의한 알베도 증가는 하층 대기의 heat flux 와 관련이 있으므로, Figure 3.27에서는 10월 유라시아 대륙의 눈덮임과 하층 대기의 heat flux 및 지

표온도와의 관계를 살펴보았다. 앞서 설명한 바와 같이, 10월 유라시아 대륙의 눈덮임은 유라시아 대륙 북중부 지역의 눈덮임과 밀접한 관계가 있다. 유라시아 대륙의 눈덮임이 증가하면 눈덮임에 의한 알베도 증가로 상방향(upward)의 short wave radiation이 증가하고, 반대로 상방향(upward)의 long wave radiation과 sensible heat flux, latent heat flux는 감소하는 것을 알 수 있다. 특히, 10월 유라시아 대륙의 눈덮임은 유라시아 대륙 동쪽 및 남서쪽의 heat flux와 밀접한 관계가 있는 것을 알 수 있다. 그리고 증가하는 상방향(upward) short wave radiation과 감소하는 long wave radiation, sensible heat flux, latent heat flux는 지표면 온도를 낮추게 되는 것을 Figure 3.27를 통해 알 수 있다. 또한, 유라시아 눈덮임과 heat flux, 지표면 온도와의 관계는 11월 (Figure 3.28) 에도 유지되며, 겨울철 내내 유지되는 것을 알 수 있다(not shown). 특히, 주목할 만한 점은 10월 눈덮임과 11월 북극 지표기온과의 상관성이 10월보다 더 높아진다는 점이다. 북극의 기온 변동은 우리나라를 포함한 동아시아 지역 기온 변동과 관련 있는 것으로 알려져 있으므로, 10월 유라시아 대륙 눈덮임은 우리나라를 포함한 동아시아 지역 겨울철 기온 예보를 위한 감시인자로 활용 할 수 있을 것이다.

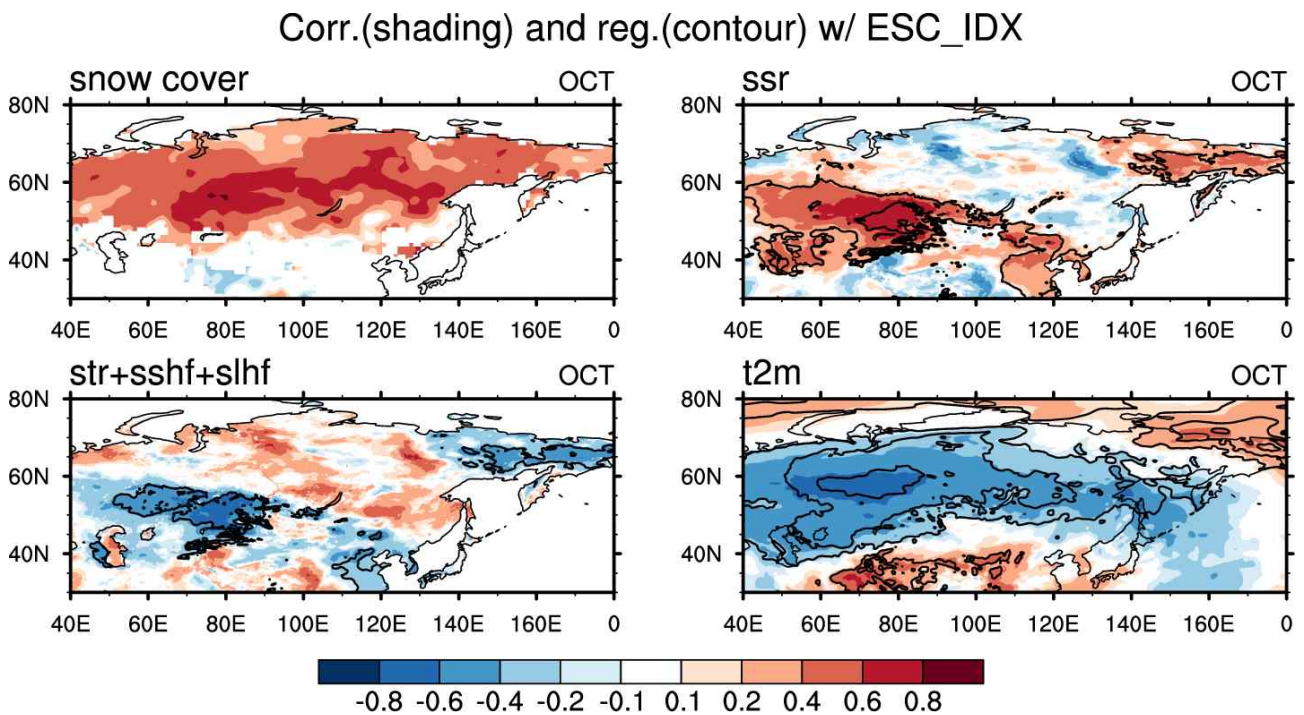


Figure 3.27. Correlations (shadings) and regressions (contours) of snow cover in Eurasian Continent with snow cover, short wave radiation (ssr), longwave radiation+sensible heat flux+latent heat flux(str+sshf+slhf) and 2-m temperature (t2m) in October for the 42 years (1980-2022).

Corr.(shading) and reg.(contour) w/ ESC_IDX

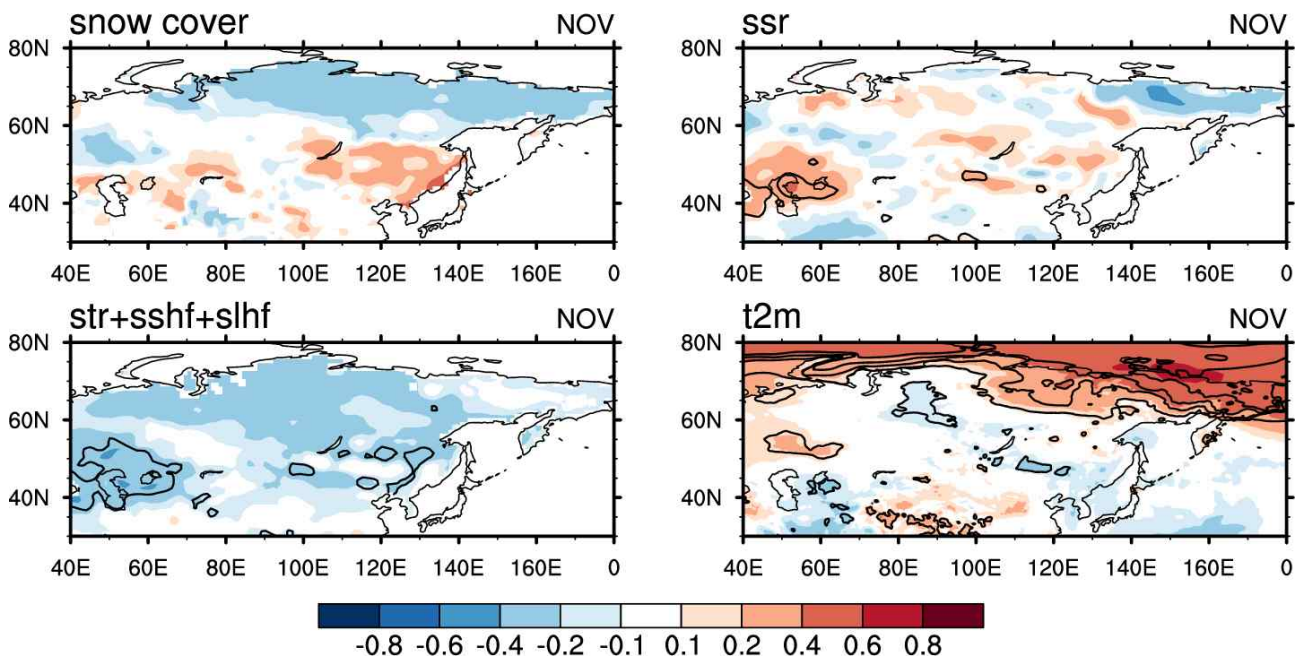


Figure 3.28. Correlations (shadings) and regressions (contours) of snow cover in Eurasian Continent with snow cover, short wave radiation (ssr), longwave radiation+sensible heat flux+latent heat flux(str+sshf+slhf) and 2-m temperature (t2m) in November for the 42 years (1980-2022).

3.2.2. 10월 유라시아 눈덮임 특성

앞서 살펴 본 바와 같이, 10월 유라시아 대륙 눈덮임은 비교적 북부 지역에서 변동성이 크게 나타난다. 하지만 11월부터는 한기로 접어들면서 비교적 남쪽에 눈덮임이 나타난다. 겨울철 기온 예보는 11월에 발표되고, 이를 위해서는 10월의 유라시아 대륙 눈덮임 인자를 활용해야 하므로, 겨울철 유라시아 대륙 눈덮임의 특성을 잘 표현하는 인자를 사용하는 것이 중요하다. Cohen and Jones (2011)는 북반구 겨울철 예보의 정확도를 높이기 위해 일(daily) 규모의 유라시아 대륙 눈덮임을 사용하여 snow advance index (SAI)를 정의하였다. SAI는 겨울철 기온 예보를 위한 가을철(10월) 눈덮임을 사용하기 위해 비교적 남부지역의 눈덮임을 사용하고 있는데, 이는 유라시아 대륙의 기후학적 눈덮임 및 연변동성의 분포를 보면 알 수 있다. 이러한 이유로 기상청 장기예보 현업에 활용하는 「장기예보 가이드스」에서도 Cohen and Jones (2011)의 SAI를 인자를 토대로 하여 관측감시인자로 활용하고 있다. Cohen and Jones (2011)의 눈덮임 인자 정의 및 NOAA CDR에서 제공하는 눈덮임 자료의 활용 가능성을 고려하여, 0°부터 180°E, 25°~60°N의 영역에서 평균된 10월 마지막 주 눈덮임에서 10월 첫째 주 눈덮임을 뺀 값으로 정의하였고 이를 SPIDX로 정의하였다. Cohen and Jones (2011)에 따르면 이러한 인자의 장점은 1) 가을철 눈덮임 알베도 효과를 더욱 잘 반영할 수 있으며, 2) 특히 눈이 덮히기 시작하는 시기를 잘 반영하는 인자라는 점에서 유용하다 하겠다.

Figure 3.29는 위 방법대로 정의한 10월 SPIDX의 시계열이다. 그림에서 뚜렷이 알 수 있듯이 눈덮임 속도 인자는 매우 강한 양의 경향성(trend)를 가지고 있다. 특히 2000년 이전에는 강한 음의 경향 (즉, 눈덮임 속도가 느린 경향)이 강했다면, 2000년 이후부터는 강한 양의 경향 (즉, 눈덮임 속도가 빠른 경향)을 보인다.

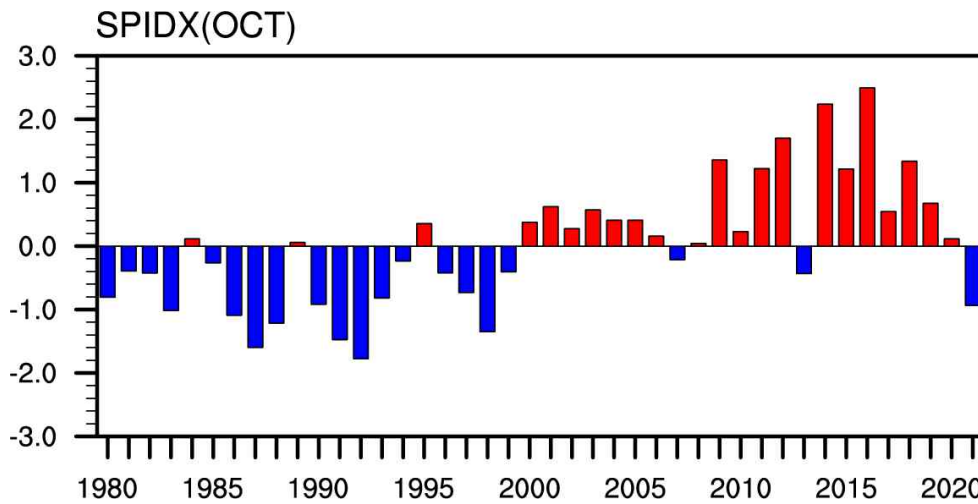


Figure 3.29. Time-series of SPIDX from 1980 to 2022, Note that the deficiton of SPIDX is given in the text.

Hall et al. (2015) 등의 많은 연구에서 유라시아 대륙 눈덮임과 대기 하층~상층과의 관계를 설명한 바 있다. 이러한 연구 등에 따르면 10월 눈덮임이 빠를 경우 초겨울 눈덮임 많은 경향을 보이고, 이는 초겨울 유라시아 대륙의 차가운 대기하층을 유도하며 따라서 이른 대륙고기압 발달과 연관되어 있다. 또한 10월 눈덮임이 빠르면 역시 11월 눈덮임이 많은 경향을 보이며, 이는 행성파(stationary Rossby wave)의 연직전파를 강화시키게 되어 성층권까지 전파된다. 이는 겨울철 성층권의 polar vortex를 약화시키게 되며 결과적으로 대륙권에는 음의 AO-like 패턴을 유도하게 된다. 이는 곧 동아시아 상층 기압골 강화와 연관되며, 하층 북풍 바람 편차 강화로 기온은 하강하게 된다. 이러한 이론적인 관계가 실제 우리나라 기온과 연관되는지 알아보기 위해 일정 임계치(표준편차 ± 0.7)의 SPIDX에 대해 연도를 선별하였다 (Table 3.2.).

Table 3.2. Selected years based on the SPIDX for different composite cases

Type of years	Selected years
SPIDX > 0.7	2009, 2011, 2012, 2014, 2015, 2016, 2018
SPIDX > -0.7	1980, 1983, 1986, 1987, 1988, 1990, 1991, 1992, 1993, 1997, 1998, 2021

위에서 SPIDX의 임계치를 기준으로 선별된 연도에 대해 우리나라 겨울철 월별 기온 관측값을 나타내었다 (Figure 3.30). 실제 관측값의 분포를 보면, 평년보다 빠른 해는 비교적 겨울철 기온이 낮고, 평년보다 느린 해는 겨울철 기온이 높아야 함에도 불구하고, 이러한 물리 역학적 메커니즘과는 크게 다른 것을 알 수 있다. 특히, 눈덮임 속도와 관계없이 최근 몇 년에는 지속적으로 겨울철 기온이 높게 나타난다. 이러한 결과는 여러 가지로 유추해 볼 수 있겠으나, 가장 크게는 1) 눈덮임 속도의 강한 경향성(trend) 영향, 2) 그간의 물리 역학적 메커니즘과 그 원격 영향의 변화, 또는 1)과 2)의 복합 영향 등으로 유추해 볼 수 있겠다. Figure 3.30을 봤을 때 우리가 익히 사용하고 있는 눈덮임 속도 인자가 과연 겨울철 월별 기온 예측에 있어 유용한가에 대한 의문이 생긴다. 따라서 다음 장에서 눈덮임 속도의 경향성과 그 영향을 살펴보도록 한다.

<평년보다 빠른 해>				<평년보다 느린 해>			
	DEC	JAN	FEB		DEC	JAN	FEB
2009/2010	-0.5	-1.3	0.8	1980/1981	-2.9	-4.4	-1.8
2011/2012	-0.8	-0.6	-2.3	1983/1984	-1.3	-3.4	-3.5
2012/2013	-3.2	-1.6	-0.8	1986/1987	1.8	-0.2	0.1
2014/2015	-2	1.1	0.5	1987/1988	0.4	0.4	-1.8
2015/2016	2.1	-0.4	0.2	1988/1989	-0.1	2.2	1.4
2016/2017	1.6	0.6	0.2	1990/1991	0.2	-0.5	-1.7
2018/2019	-0.3	0.8	0.9	1991/1992	1.7	1.3	-0.3
				1992/1993	1.1	-0.4	0.3
				1993/1994	-0.4	0	-0.4
				1997/1998	1	0.4	2
				1998/1999	1.4	0.9	0.2
				2021/2022	0.8	0.1	-1.3

Figure 3.30. Monthly temperature observation from KMA(Korea Meteorological Administration) over the Korean Peninsula.

3.2.3. 10월 유라시아 눈덮임 속도의 경향성과 그 영향

앞서 살펴 본 바와 같이, 10월 눈덮임 속도는 대륙권에서는 눈덮임 알베도에 의한 대기 하층의 기온 하강을 유도하고, 나아가 행성파(stationary Rossby wave)의 연직전파로 인한 대륙권-성층권 상호작용에 의해서 polar vortex가 약화하여 중위도 대기 하층의 기온 하강을 유도한다. 이에 10월 눈덮임 속도 인자(SPIDX)의 강한 경향성(trend)가 대륙권 및 성층권의 물리 역학적 메커니즘에 어떠한 영향을 미치는지 알아보려고 한다.

Figure 3.31와 Figure 3.32은 각각 강한 경향성을 포함한 SPIDX와 경향성을 제거한 SPIDX를 해면기압(sea level pressure)에 회귀에 얻은 결과이다. 또한 Figure 3.33과 Figure 3.34는 마찬가지로 각각의 SPIDX에 대해 2m 기온(temperature)에 회귀에 얻은 것이다. 이 두 쌍의 그림으로부터 10월 눈덮임 속도의 경향성이 대기 반응에 미치는 영향을 열적 관점(thermal perspective)에서 살펴보고자 하였다. SPIDX의 경향성을 포함한 경우 해면기압의 음의 편차를 다소 약하게 모의하는 것을 볼 수 있다. 특히 이러한 경향은 11월~12월에 걸친 초겨울에 뚜렷하게 나타나며, 이후 1월~2월의 늦겨울에는 눈덮임 알베도에 의한 해면기압의 음의 편차가 나타나지 않는 것을 알 수 있다. 이는 유라시아 대륙의 10월 눈덮임 속도가 증가할 경우, 11월~12월에 걸친 초겨울의 눈덮임도 증가하게 되며, 이는 11월~12월의 복사 냉각에 영향을 주는 것이다. 다만, 눈덮임 알베도의 메모리는 짧기 때문에 이러한 효과는 초겨울에 국한되어 나타나는 것을 볼 수 있다. 그림에서 보는 바와 같이, SPIDX의 경향성을 포함한 경우와 포함하지 않는 경우를 비교했을 때 강도의 차이는 분명 존재한다. SPIDX의 경향성을 포함한 경우(Figure 3.31), 유라시아 대륙 눈덮임에 의한 해면기압의 음의 편차를 약하게 모의하는 것을 볼 수 있다. 이는 눈덮임 속도의 경향성을 고려했을 때, 눈덮임에 의한 지역적 대기 반응을 다소 약하게 나타낸다는 것을 의미한다. 다만, 이러한 해면기압의 반응의 강도 차이에도 불구하고, 2m 기온에 대한 반응은 SPIDX의 경향성 포함 유무에 관계없이 유사하게 나타난다 (Figure 3.33과 Figure 3.34).

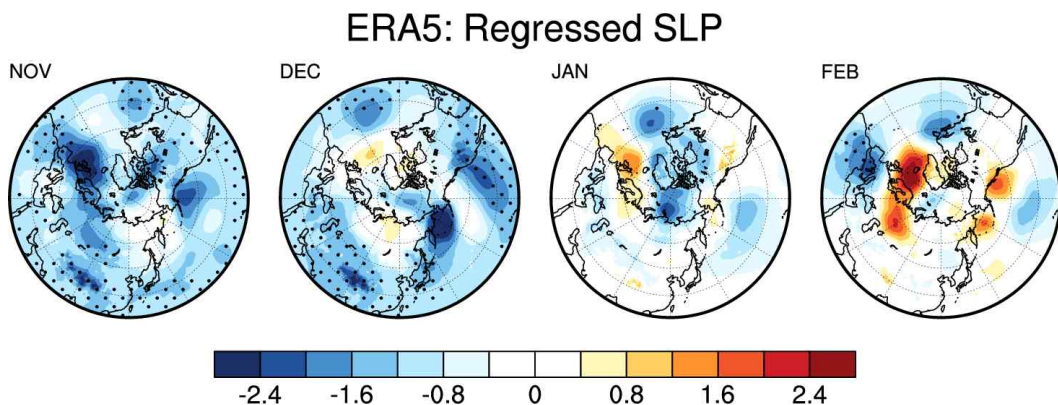


Figure 3.31. Regressed sea level pressure onto the SPIDX (with trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

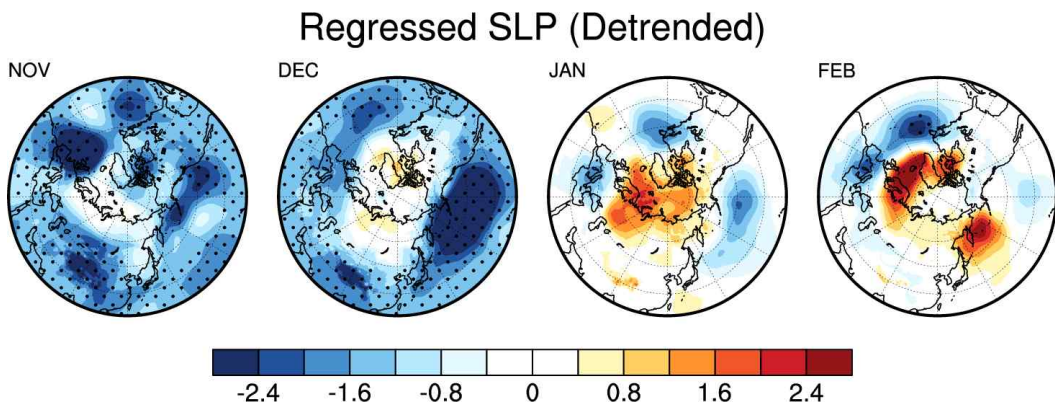


Figure 3.32. Regressed sea level pressure onto the SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

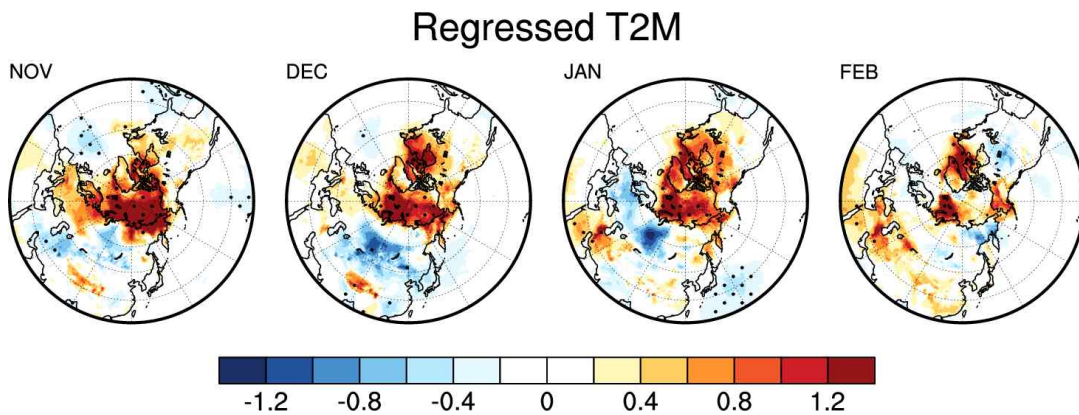


Figure 3.33. Regressed 2m temperature onto the SPIDX (with trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

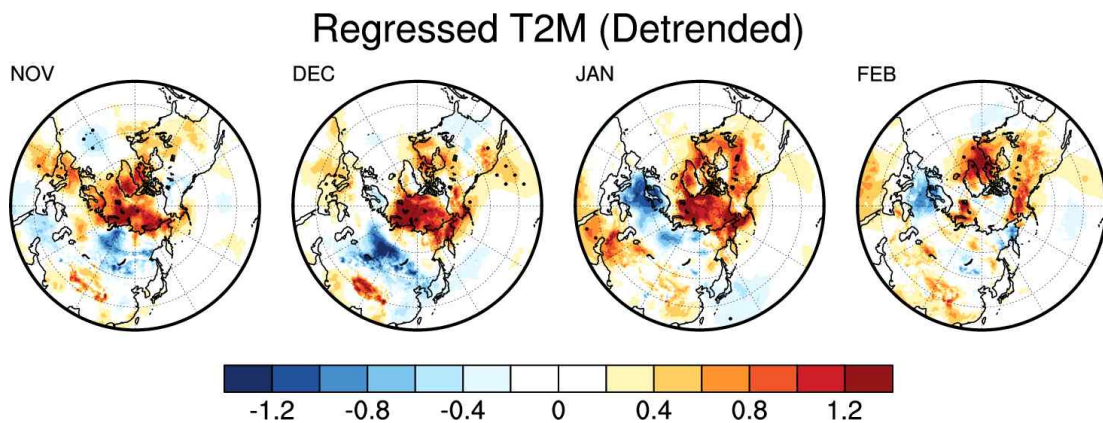


Figure 3.34. Regressed 2m temperature onto the SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

Figure 3.35과 Figure 3.36은 각각 강한 경향성을 포함한 SPIDX와 경향성을 제거한 SPIDX를 성층권 20hPa 동서바람(zonal wind)에 회귀에 얻은 결과이다. 또한 Figure 3.37과 Figure 3.38는 마찬가지로 각각의 SPIDX에 대해 500hPa 지위고도(geopotential height)에 회귀에 얻은 것이다. 이 두 쌍의 그림으로부터 10월 눈덮임 속도의 경향성이 대기 반응에 미치는 영향을 역학적 관점(dynamical perspective)에서 살펴보고자 하였다. 성층권을 포함한 대기 상층은 대기 하층의 반응에 비해 SPIDX에 의한 변화가 더욱 크게 나타난다. SPIDX의 경향성을 포함하지 않은 대기 반응의 경우, 우리가 익히 알고 있듯이, 500hPa 지위고도에서 대기 하층(해면기압)과 barotropic한 관계를 보이며, 특히 북태평양에서 강한 음의 편차를 보인다. 눈덮임에 의한 albedo 증가로 연직방향으로의 heat flux가 강해지고 이것이 stationary Rossby wave를 타고 연직방향으로 전파되기 때문이다. 특히 이러한 경향은 11월~12월에 뚜렷하게 나타난다. 이로 인해 11월~12월에 성층권 20hPa의 동서바람도 약화되는 것을 볼 수 있다. 이러한 눈덮임에 의한 대기 반응이 늦겨울이 되면 달라지는데, 성층권 20hPa의 동서바람이 더욱 약화되고, 때문에 대류권으로의 flux 남하로 인해 1월~2월 극지역의 500hPa 지위고도가 양의 편차를 보이게 되며, 중위도에는 음의 편차를 보인다. 이는 가을철(10월) 유라시아 눈덮임 속도가 빠를수록 겨울철 음(negative)의 AO(Arctic Oscillation)-like 패턴이 강화되는 것과 관련된다.

유라시아 대륙의 눈덮임 속도가 빠를수록 겨울철 음의 AO-like 패턴이 강화되어 기온 하강을 유도한다는 역학적 메커니즘은 눈덮임 속도의 경향성을 포함한 대기 반응에서는 나타나지 않는 것을 알 수 있다 (Figure 3.37과 Figure 3.38). 이는 10월 눈덮임 속도 증가 경향이 유라시아 대륙 눈덮임과 중/상층 대기순환사이의 관계(특히 강도)에 변화를 초래한다는 것을 의미하며, 결국 눈덮임 속도의 경향성을 포함한 자료로는 대기 중/상층과의 관계를 설명하는 것이 어렵다는 것을 의미한다.

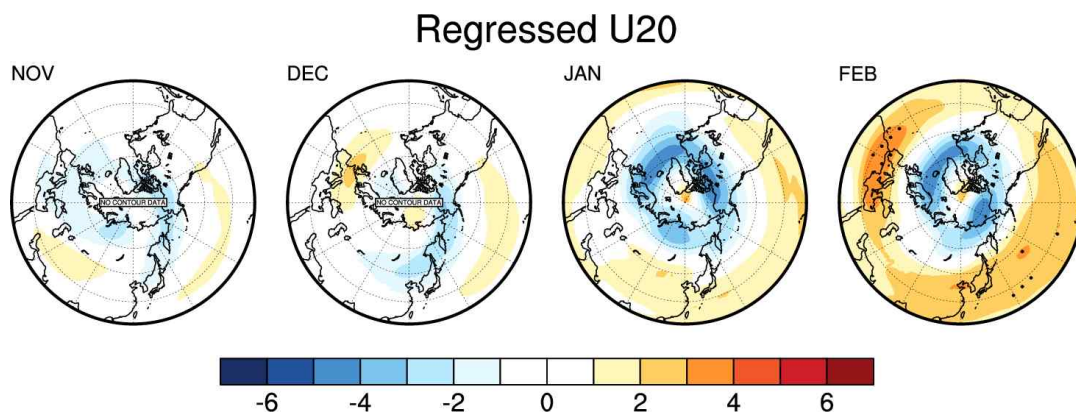


Figure 3.35. Regressed 20hPa zonal wind onto the SPIDX (with trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

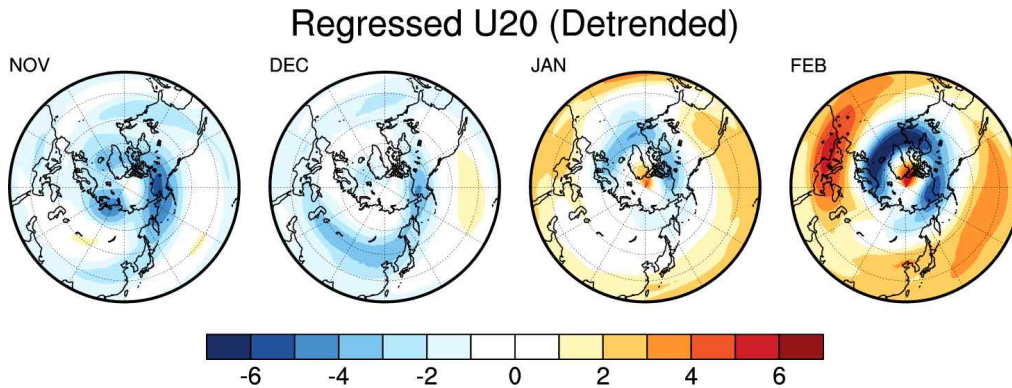


Figure 3.36. Regressed 20hPa zonal wind onto the SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

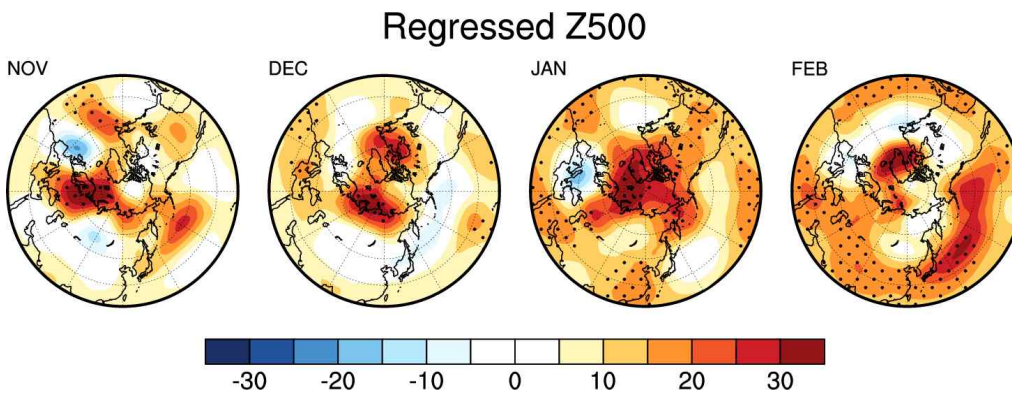


Figure 3.37. Regressed 500hPa geopotential height onto the SPIDX (with trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

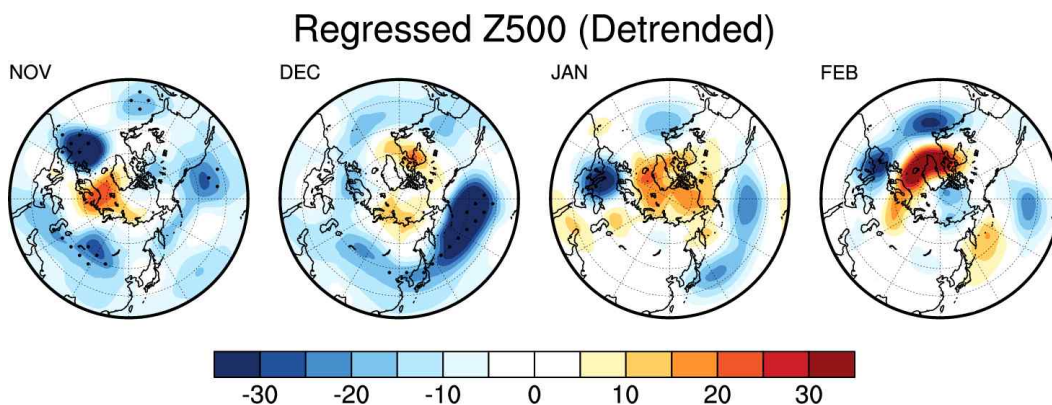


Figure 3.38. Regressed 500hPa geopotential height onto the SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

앞서 살펴본 유라시아 대륙 눈덮임 속도의 경향성에 의한 대기 상/하층 반응이 어떻게 달리 나타나는지에 대해 좀 더 살펴보았다. Figure 3.39와 Figure 3.40는 각각 경향성을 포함한 SPIDX와 경향성을 제거한 SPIDX를 연직방향의 EP-flux와 divergence에 회귀에 얻은 결과이다. 눈덮임 속도의 경향성을 포함하지 않은 경우, 눈덮임 속도가 빠를수록, 행성파의 연직방향으로의 전파가 강하게 나타나고, 늦겨울(1월~2월) 성층권의 동서바람 약화와 뚜렷하게 관계된다. 이로 인해 위도 40~50도 부근의 대기 하층에서는 flux의 convergence anomaly가 강하게 나타난다. 반면, 경향성을 포함한 경우, 눈덮임 속도가 빠르다 하더라도, 행성파의 연직방향 전파가 매우 약하게 나타나고, 늦겨울 성층권의 동서바람 약화를 더욱 약하게 나타낸다. 때문에 중위도 부근의 대기 하층에서의 flux의 convergence anomaly도 매우 약하게 나타남을 알 수 있다.

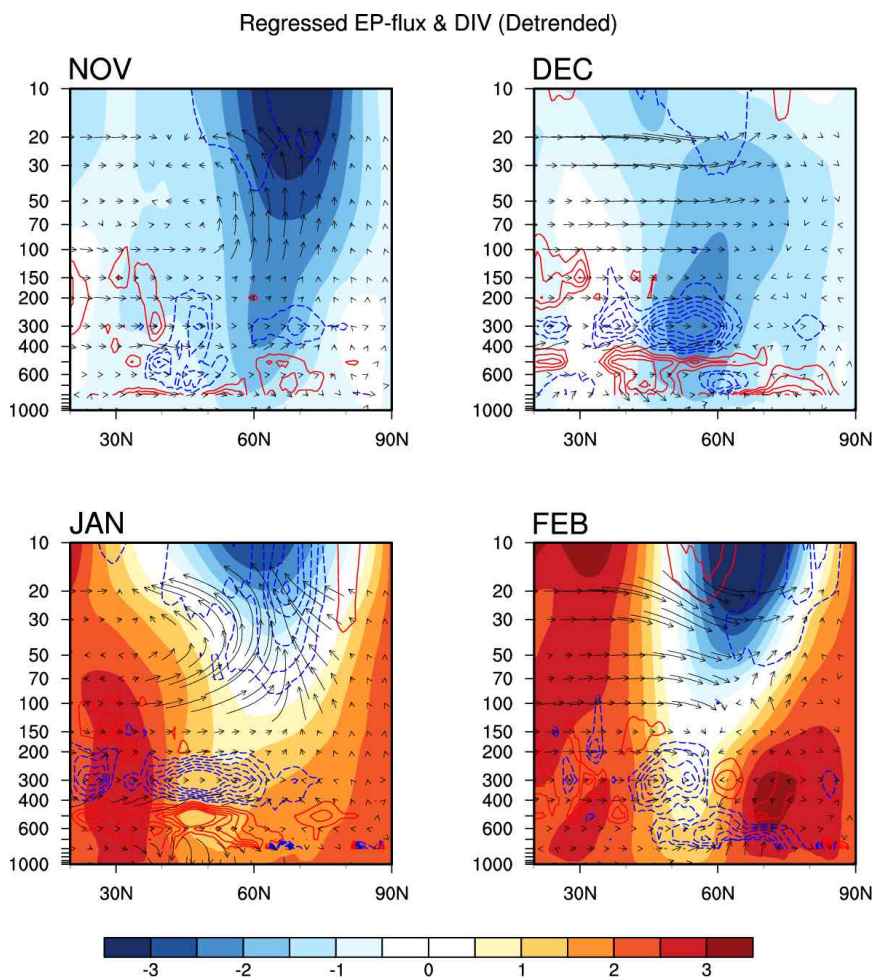


Figure 3.39. Regressed zonal wind (shadings), EP-flux (vector), and divergence of flux (contour) onto the SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

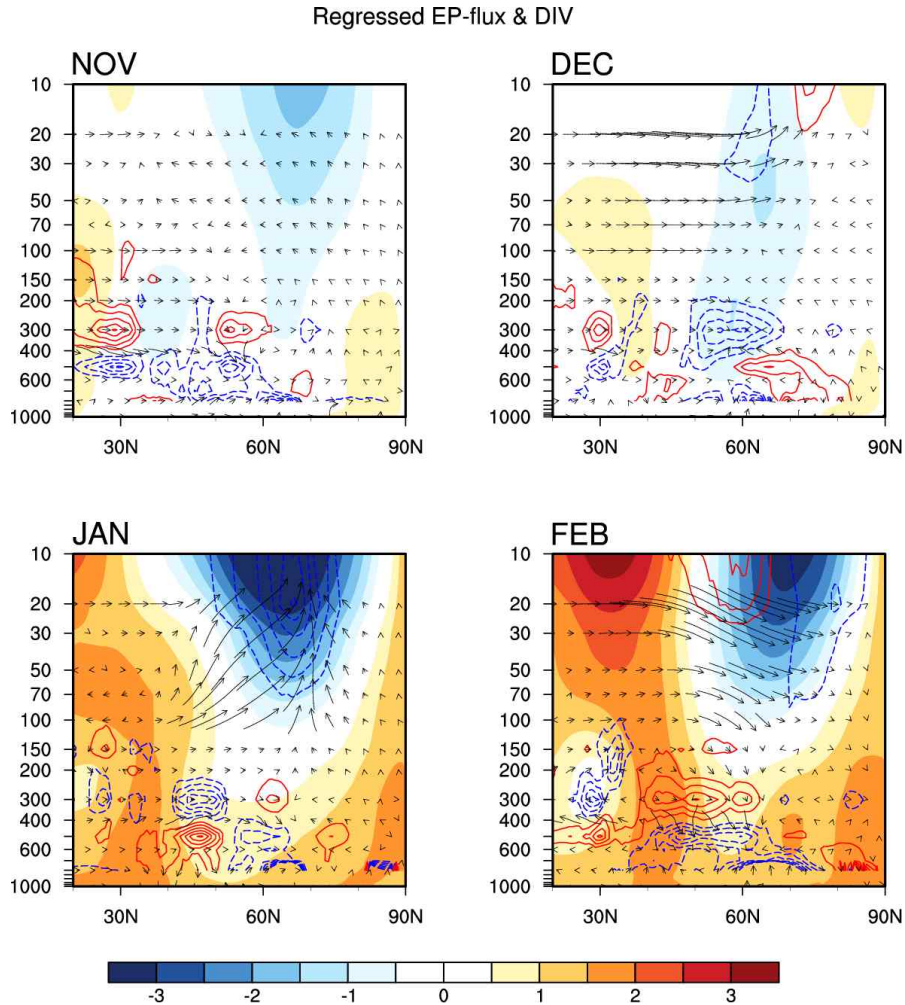


Figure 3.40. Regressed zonal wind (shadings), EP-flux (vector), and divergence of flux (contour) onto the SPIDX (with trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

대기 하층의 반응은 Figure 3.41~Figure 3.44에서와 같이 short-wave radiation flux (SNSR) 과 long-wave radiation flux (SNTR) 의 반응으로 살펴 보았다. 앞서 살펴 본 바와 같이, 유라시아 대륙 10월 눈덮임 속도가 빠르면, 11월~12월 겨울철 눈덮임이 증가하게 되고, 이는 11월~12월의 복사 냉각에 영향을 미친다. 10월 눈덮임 알베도에 의한 radiative flux는 북위 25~45도에서 강하게 나타난다. 또한 10월의 눈덮임 알베도에 의한 11월의 radiative flux는 매우 강한 반면, 12월의 radiative flux는 크게 영향을 미치지 못하는데, 이는 눈덮임의 알베도 메모리가 짧기 때문이다. 눈덮임 속도의 경향성을 포함했을 때는 경향성을 제외했을 때와 비교해, radiative flux의 반응이 다소 약해지긴 하지만, 대기 중/상층 및 늦겨울의 대기 반응과 비교해서는 크지 않다. 가을철 유라시아 대륙의 눈덮임이 많아지면, 비단열 냉각에 의해 대륙 고기압이 확장되고, 이로 인해 지표면 기온이 하강되는데, 이는 눈덮임 속도의 경향성 유무에 관계없이 잘 나타난다 (Figure 3.45과 Figure 3.46).

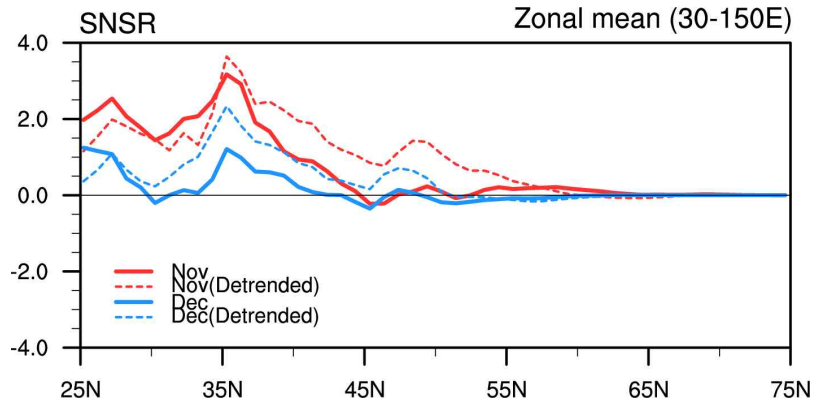


Figure 3.41. Zonal mean (30-150E) short-wave radiation flux in October (blue) and November (red); (solid) with trend, and (dashed) without trend.

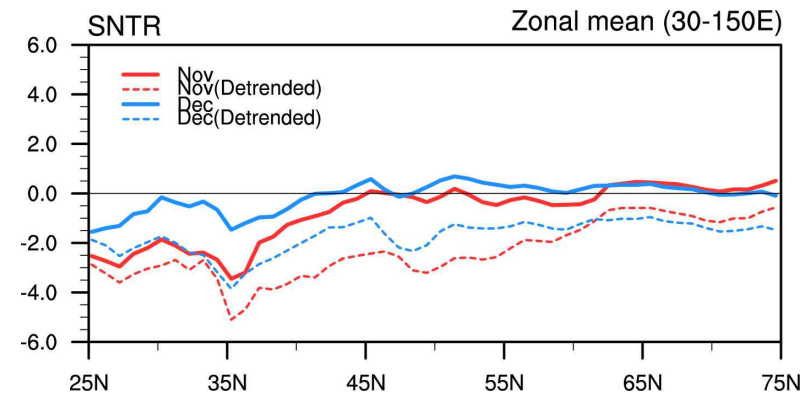


Figure 3.42. Zonal mean (30-150E) long-wave radiation flux in October (blue) and November (red); (solid) with trend, and (dashed) without trend.

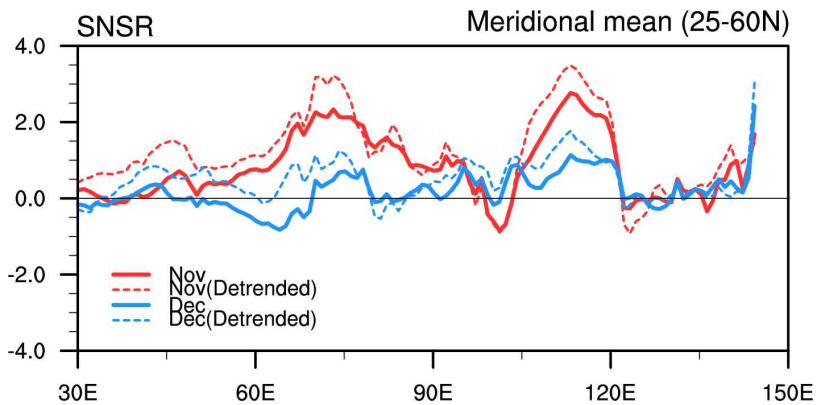


Figure 3.43. Meridional mean (25-60E) short-wave radiation flux in October (blue) and November (red); (solid) with trend, and (dashed) without trend.

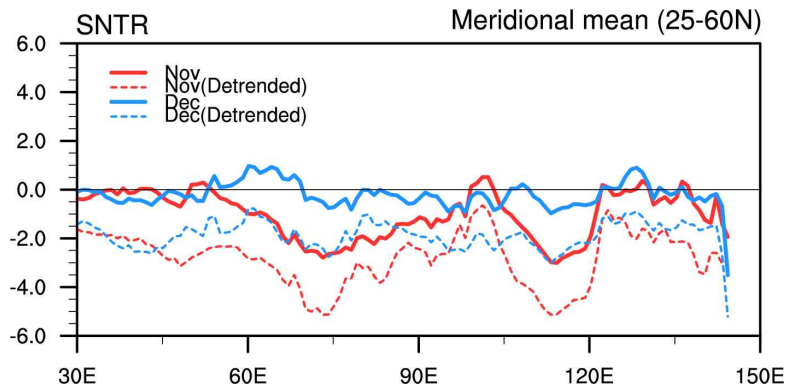


Figure 3.44. Meridional mean (25-60E) long-wave radiation flux in October (blue) and November (red); (solid) with trend, and (dashed) without trend.

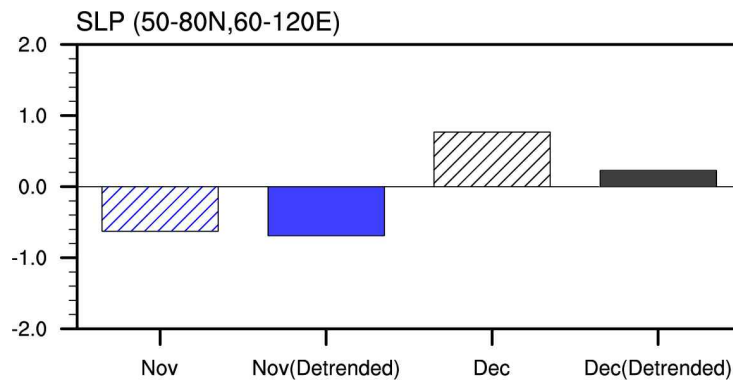


Figure 3.45. Areal mean (50-80N, 60-120N) of sea level pressure in November (blue) and December (black); (dashed) with trend, (solid) without trend.

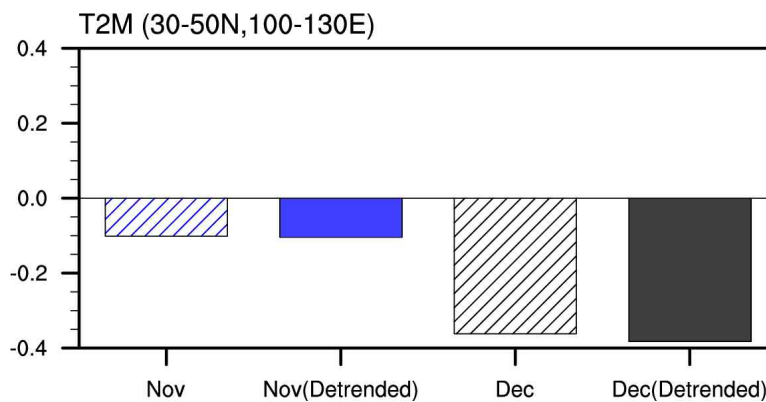


Figure 3.46. Areal mean (30-50N, 100-130N) of 2m temperature in November (blue) and December (black); (dashed) with trend, (solid) without trend.

3.2.4. 경향성을 제거한 10월 유라시아 눈덮임 속도

앞서 살펴 본 바와 같이, 10월 눈덮임 속도는 그 경향성을 제거하고 그에 대한 반응을 보아야 한다. Figure 3.47는 경향성을 제외한 10월 유라시아 눈덮임 속도 시계열을 나타낸다. 앞서 Figure 3.29에서 나타난 최근의 눈덮임 속도의 강한 증가 경향이 많이 약해지고, 연변동성이 강해진 것을 알 수 있다. 유라시아 눈덮임 속도의 경향성을 제거했을 때, 익히 알고 있는 물리, 역학적 이론적인 관계가 실제 우리나라 기온과 연관되는지 알아보기 위해 일정 임계치 (표준편차 ± 0.6)의 SPIDX에 대해 연도를 선별하였다 (Table 3.3).

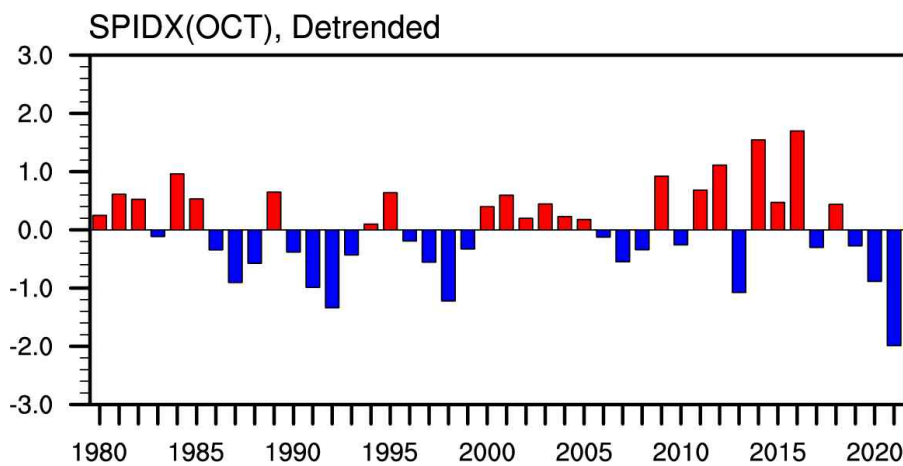


Figure 3.47. Time-series of detrended SPIDX from 1980 to 2022, Note that the deficiton of SPIDX is given in the text.

Table 3.3. Selected years based on the SPIDX for different composite cases

Type of years	Selected years
SPIDX > 0.6	1981, 1984, 1989, 1995, 2009, 2011, 2012, 2014, 2016
SPIDX > -0.6	1987, 1991, 1992, 1998, 2013, 2020, 2021

위에서 SPIDX의 임계치를 기준으로 선별된 연도에 대해 우리나라 겨울철 월별 기온 관측값을 나타내었다 (Figure 3.48). 실제 관측값의 분포를 보면, 경향성을 제거 한 후, 평년보다 빠른 해는 대체로 온도가 낮은 경향이 우세하고, 평년보다 느린 해는 대체로 겨울철 기온이 높은 경향이 우세함을 알 수 있다. 이러한 결과로부터, 10월 유라시아 눈덮임 속도를 우리나라 겨울철 기온 예측을 위한 관측감시인자로 사용하기 위해서는, 그 자체의 강한 경향성(trend)를 제거해야 함을 의미한다. 즉, 그 경향성을 제거하고 예측에 활용할 경우, 겨울철 월별 기온 예측을 위한 감시인자로써 유용하다 하겠다.

<평년보다 빠른 해>				<평년보다 느린 해>			
	DEC	JAN	FEB		DEC	JAN	FEB
1981/1982	-0.5	-1.1	-0.6	1987/1988	0.4	0.4	-1.8
1984/1985	-0.3	-3.1	-0.3	1991/1992	1.7	1.3	-0.3
1989/1990	1.3	-1.1	2.1	1992/1993	1.1	-0.4	0.3
1995/1996	-1.7	-0.4	-2.3	1998/1999	1.4	0.9	0.2
2009/2010	-0.5	-1.3	0.8	2013/2014	0	1.1	1.1
2011/2012	-0.8	-0.6	-2.3	2020/2021	-0.7	-0.2	2.2
2012/2013	-3.2	-1.6	-0.8	2021/2022	0.8	0.1	-1.3
2014/2015	-2	1.1	0.5				
2016/2017	1.6	0.6	0.2				

Figure 3.48. Monthly temperature observation from KMA(Korea Meteorological Administration) over the Korean Peninsula.

10월 유라시아 눈덮임의 경향성을 제거하고 난 후, 눈덮임의 속도가 임계치 이상으로 빨랐던 해와 느렸던 해의 합성장의 차이를 살펴 보았다. Figure 3.49는 유라시아 눈덮임 합성장의 차이를 나타내는데, 10월 눈덮임 속도가 빠를수록 11월 유라시아 눈덮임이 많은 경향이 있으며, 12월도 같은 경향을 보인다. 특히 10월 눈덮임이 빠를 때, 1월 유라시아 대륙 눈덮임이 많은 경향이 뚜렷하다. Figure 3.50는 20hPa 동서바람의 합성장의 차이를 나타내는데, 눈덮임 속도가 빠를수록 11월 동서바람의 약화가 강하게 나타나며, 12월은 잠시 잠시 그러한 경향이 약해졌다가, 1월~2월 다시 동서바람이 매우 약화되는 것을 알 수 있다. 경향성을 제외한 눈덮임 속도가 임계치 이상으로 빠를 때는 늦겨울 성층권 동서바람의 약화를 유도한다는 것을 알 수 있다. Figure 3.51는 500hPa 지위고도장에 대한 합성장의 차이를 나타낸다. 10월 눈덮임 속도가 빠를수록, 11월 초겨울 유라시아 대륙 및 북태평양, 유라시아 대륙(유럽대륙) 서쪽 등의 음의

지위고도 편차가 강해지는 것을 알 수 있으며, 이러한 경향은 12월까지 유지된다. 이러한 경향은 1월에 들면서 극지역의 강한 양의 지위고도 편차로 바뀌게 되고, 중위도 지역의 음의 편차를 유도 한다. 2월에는 강도가 이러한 지위고도 편차의 강도가 약해지고, 극지역에 약하게 음의 편차가 나타나지만, 전반적인 패턴은 1월과 유사하다.

Figure 3.52은 해면기압에 대한 합성장의 차이를 나타낸다. 10월 눈덮임 속도가 빠를수록, 11월~12월 유라시아 대륙 및 중위도 전체에 걸쳐 음의 지위고도 편차가 강한 것을 알 수 있고, 12월에는 북극지역으로부터 음의 편차 대신 약한 양의 편차가 나타나며, 중위도는 여전히 강한 음의 편차가 나타난다. 이는 Figure 3.51의 500hPa 지위고도장과 함께 barotropic한 패턴의 대기 반응이다. 이러한 경향은 1월~2월의 늦겨울에는 많이 달라진다. 북극지역으로부터의 강한 고기압성 편차가 나타나며, 이는 중위도까지 확장된다 (특히 1월). 이는 대륙고기압 확장과 관련이 있다. 2월에는 대륙고기압 확장은 나타나지 않고, 유라시아 대륙의 기압 편차가 약하게 나타난다. Figure 3.53은 2m 기온에 대한 합성장의 차이를 나타낸다. 10월 눈덮임 속도가 빠를 때 초겨울 유라시아 대륙의 기온 하강이 뚜렷하고, 이러한 경향이 늦겨울 (특히 1월)에 뚜렷하게 나타남을 알 수 있다. 2월에도 1월에 비해 강도가 약하지만 유라시아 대륙 기온 하강이 나타난다. 이로써, 겨울철 기온 예측을 위한 감시인자로써 10월 유라시아 대륙 눈덮임 속도를 사용할 경우, 그 경향성을 제거하고 예보에 활용해야 함이 뚜렷하다.

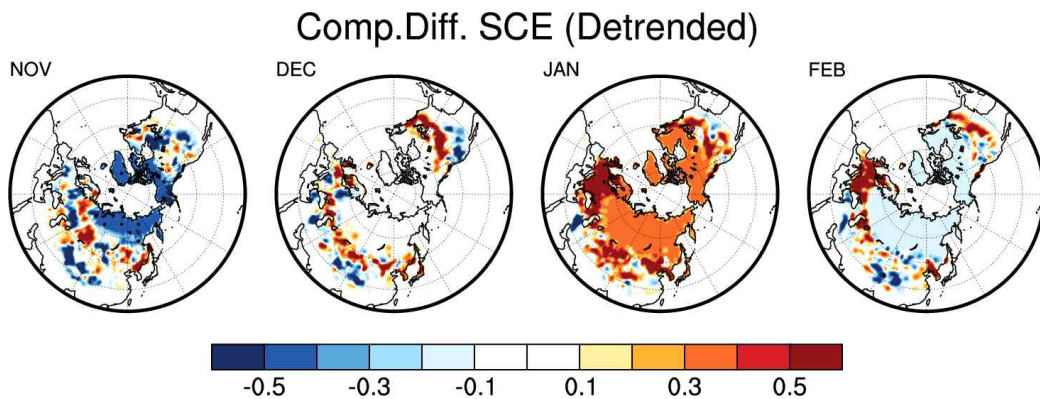


Figure 3.49. Composite difference of snow cover over Eurasia. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

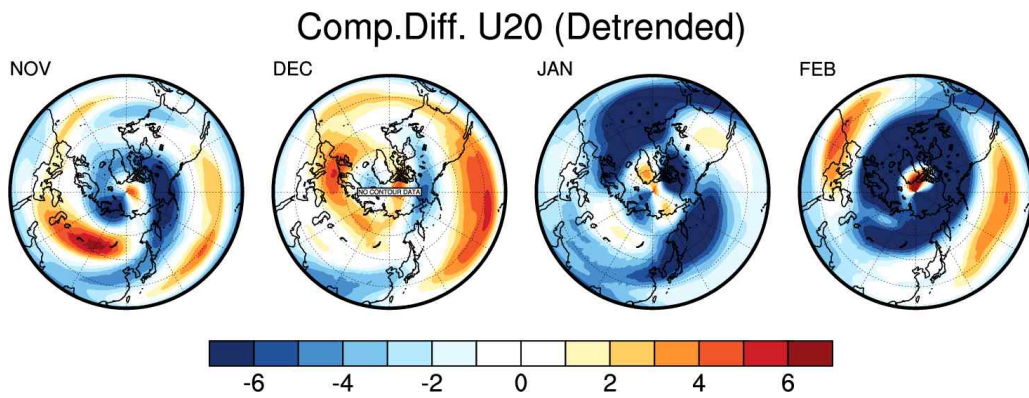


Figure 3.50. Composite difference of 20hPa zonal wind. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

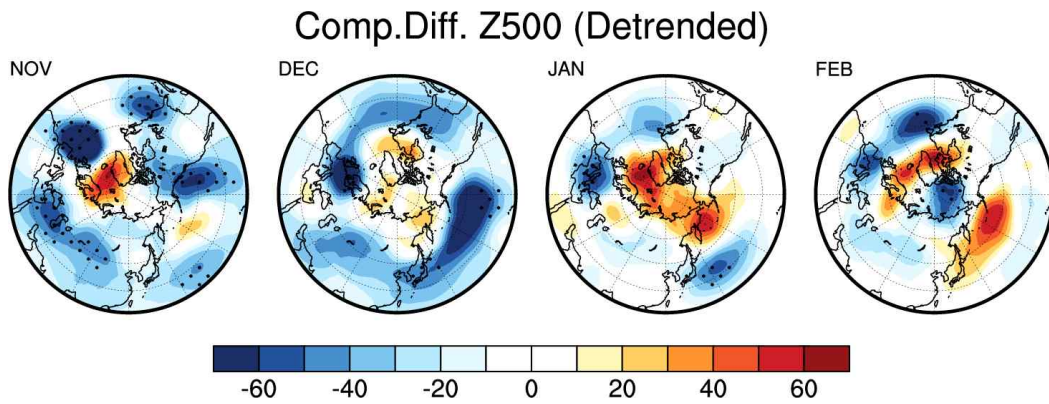


Figure 3.51. Composite difference of 500hPa geopotential height. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

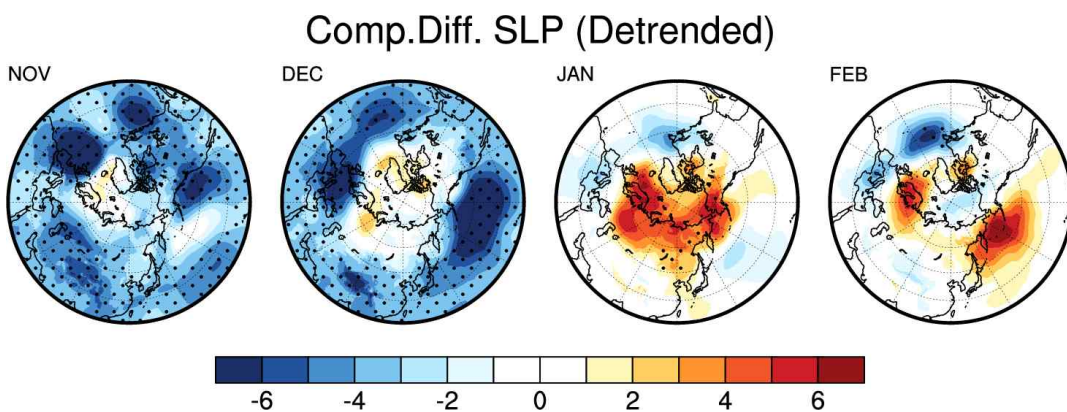


Figure 3.52. Composite difference of sea level pressure. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

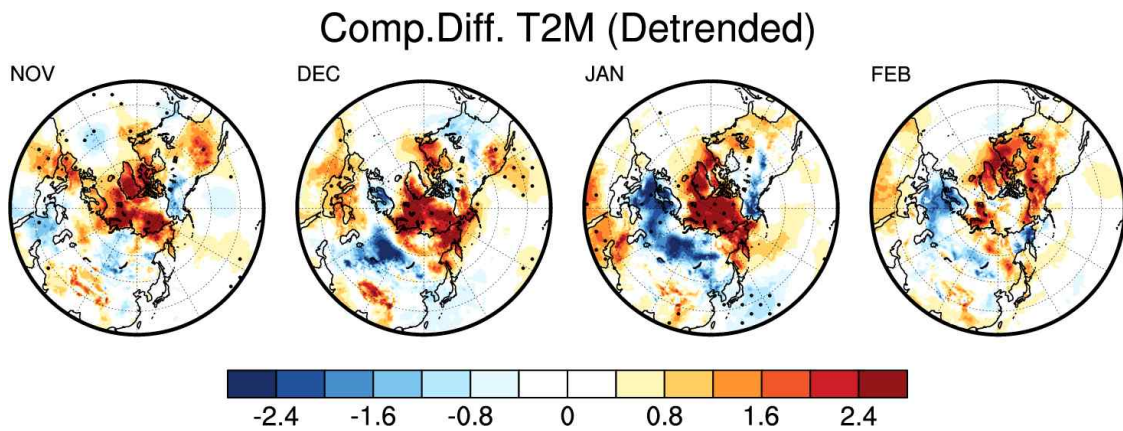


Figure 3.53. Composite difference of 2m temperature. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

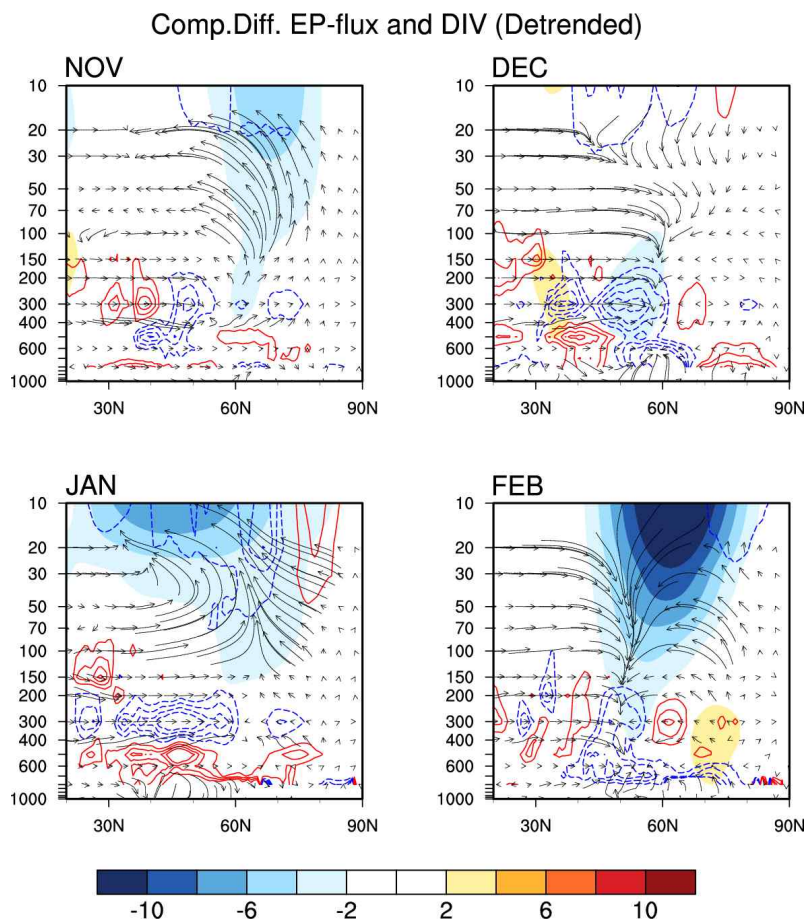


Figure 3.54. Composite difference of EP-flux and divergence. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

앞서 살펴본 유라시아 대륙 눈덮임 속도의 경향성을 제거했을 때 대기 상/하층 반응이 어떻게 달리 나타나는지에 대해 좀 더 알아 보았다. Figure 3.54는 P-flux와 divergence의 합성장의 차이를 나타낸다. 앞서 살펴 본 바와 마찬가지로, 눈덮임 속도가 빠를수록, 행성파의 연직방향으로의 전파가 강하게 나타나고 (11월), 늦겨울(1월~2월) 성층권의 동서바람 약화가 뚜렷해진다. 이로 인해 위도 2월 40~50도 부근의 대기 하층에서는 flux의 convergence anomaly가 강하게 나타난다. 이는 대기 하층을 냉각시키며, 유라시아 대륙의 기온 하강을 유도한다.

10월 눈덮임 알베도에 의한 11월 radiative flux는 북위 25~45도에서 강하게 나타난다 (Figure 3.55과 Figure 3.56). 10월의 눈덮임 알베도에 의한 11월의 radiative flux는 매우 강한 반면, 12월의 radiative flux는 크게 영향을 미치지 못하는데, 이는 눈덮임의 알베도 메모리가 짧기 때문이다. 가을철 유라시아 대륙의 눈덮임 속도가 빠르면, 이른 겨울 눈덮임 또한 많아지며, 이는 비단열 냉각에 의한 대륙 고기압 확장을 유도한다. 이로 인해 지표면 기온이 하강한다.

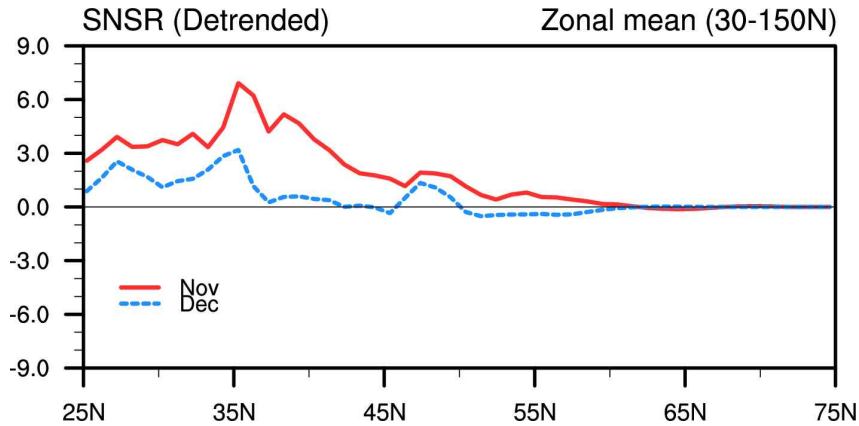


Figure 3.55. Zonal mean (30-150E) short-wave radiation flux in November (red) and December (blue).

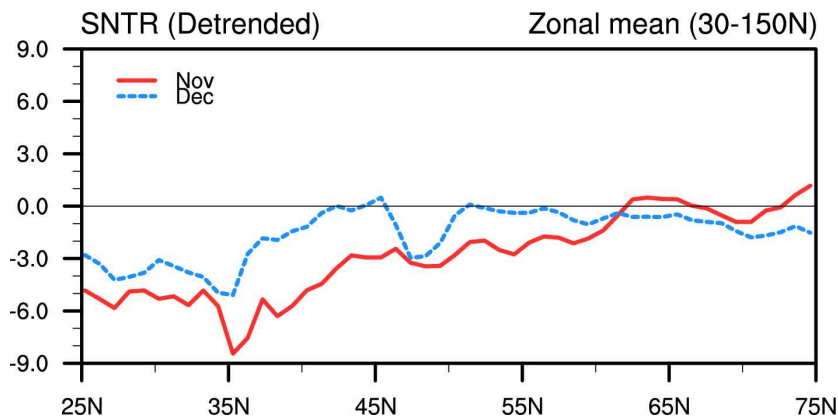


Figure 3.56. Zonal mean (30-150E) long-wave radiation flux in November (red) and December (blue).

위 결과로부터, 우리나라를 포함한 동아시아 지역의 겨울철 기온 예측을 위해서는 가을철 (10월) 유라시아 대륙 눈덮임 속도를 유용한 관측감시인자로 활용할 수 있으며, 특히 눈덮임 속도 인자의 경향성(trend)를 제거하고 활용할 경우, 대륙권에서의 알베도 증가로 인한 solar radiation 감소, 이로 인한 대기 경계층 및 대륙권에서의 기온이 하강하는 열적 관계를 잘 나타낸다. 또한, stationary Rossby wave에 의해 연직방향으로 전파되는 heat flux에 의해 polar vortex가 약화되고, 이에 동반되는 downward flux에 의한 중위도 대륙권에서의 기온이 하강하는 역학적 관계도 잘 나타냄을 알 수 있다.

3.2.5. 유라시아 대륙 눈덮임에 의한 현업모델에서의 대기반응

앞서 장기간의 관측기간에 걸쳐 나타나는 유라시아 대륙 눈덮임 속도에 의한 대기 반응과, 눈덮임 속도 자체에 포함된 강한 경향성(trend)에 의한 대기 반응의 차이를 살펴보았다. 다음으로는 실제 기상청 현업모델에서는 유라시아 대륙 눈덮임 속도에 의한 대기 반응이 어떻게 나타나는지를 살펴보고, 이를 바탕으로 실제 겨울철 기온 예측을 어떻게 할 수 있는지 알아보고자 한다.

Figure 3.57와 Figure 3.58은 기상청 현업모델의 과거재현기간(hindcast period, 1993~2016)과 동일한 기간에 대한 유라시아 눈덮임 속도(SPIDX)의 시계열 및 경향성을 제거한 시계열을 나타낸다. 앞서 살펴본 장기간에 걸친 눈덮임 속도와 마찬가지로 24년의 과거재현기간에서도 눈덮임 속도는 강한 증가 경향성을 보이며, 이로부터 유라시아 대륙의 눈덮임과 열적·역학적 눈덮임의 차이를 유추해 볼 수 있을 것이다.

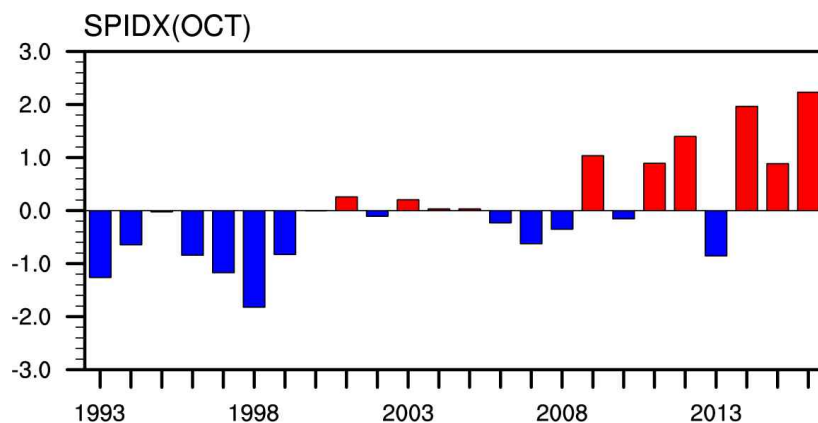


Figure 3.57. Time-series of SPIDX from 1993 to 2016, Note that the deficiton of SPIDX is given in the text.

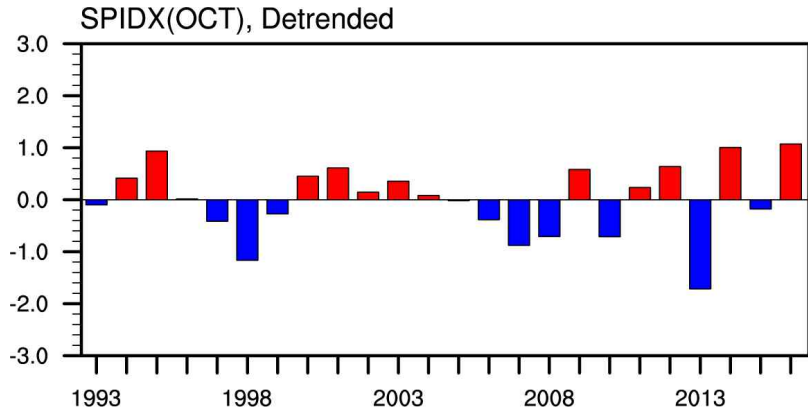


Figure 3.58. Time-series of detrended SPIDX from 1993 to 2016, Note that the deficiton of SPIDX is given in the text.

Figure 3.59와 Figure 3.60는 관측 눈덮임 속도 (Figure 3.58)에 따른 20hPa의 동서바람 (zonal wind) 반응을 나타낸다. 그림으로 보이진 않았으나, 앞서 살펴본 바와 같이 24년의 과거 재현기간에도 눈덮임 속도의 강한 경향성을 반영한 경우, 눈덮임에 의한 열적, 역학적 관계를 약해지는 것이 나타났다. 앞서 살펴 보았듯이, 성층권을 포함한 대기 상층은 대기 하층의 반응에 비해 SPIDX에 의한 변화가 더욱 크게 나타난다. 눈덮임에 의한 albedo 증가로 연직방향으로의 heat flux가 강해지고 이것이 stationary Rossby wave를 타고 연직방향으로 전파되어 겨울철 성층권 동서바람을 약화시키는 것이 잘 나타난다. 현업모델에서는 이러한 성층권 동서바람의 약화와 관측에 비해 더욱 강하게 나타나는 것을 알 수 있으며, 이러한 경향은 11월부터 2월까지 모두 유사하게 나타난다. 따라서 올철(10월) 유라시아 눈덮임 속도가 빠를수록 겨울철 음(negative)의 AO(Arctic Oscillation)-like 패턴이 강화되는 경향이 관측과 모델 모두에서 나타나며, 그 경향은 모델에서 더욱 강하게 나타난다.

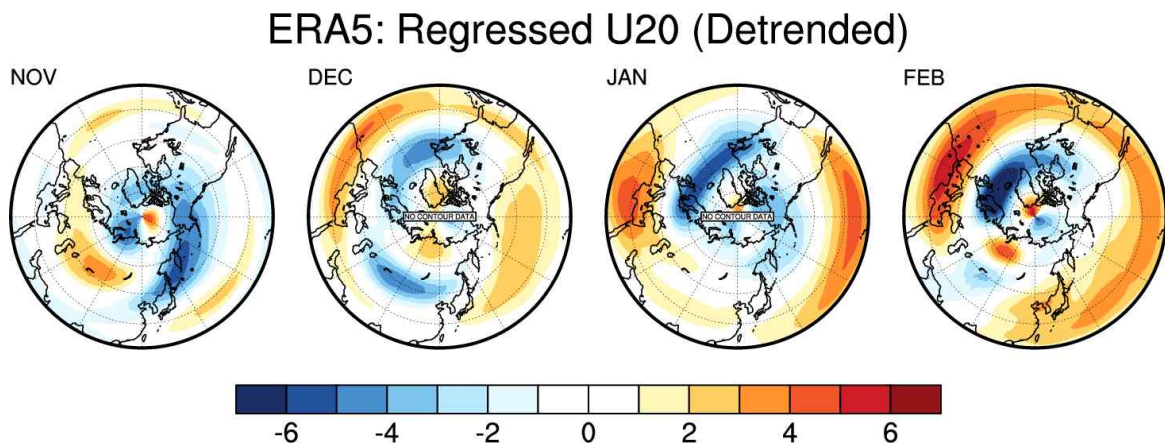


Figure 3.59. Regressed 20hPa zonal wind onto the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

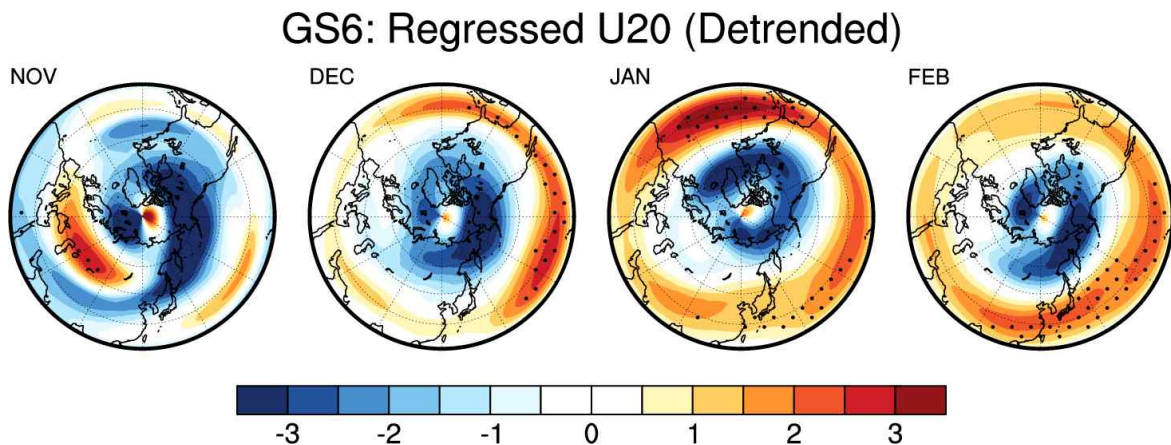


Figure 3.60. Regressed 20hPa zonal wind from GloSea6 onto the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

Figure 3.61와 Figure 3.62는 관측 눈덮임 속도에 따른 500hPa 지위고도(geopotential height) 반응을 나타낸다. 역시 그림으로 보이진 않았으나, 앞서 살펴본 바와 같이 24년의 과거 재현기간에도 눈덮임 속도의 강한 경향성을 반영한 경우, 눈덮임에 의한 열적, 역학적 관계를 약해지는 것이 나타났다. 가을철 유라시아 눈덮임 속도가 빠르고 관련하여 겨울철 눈덮임이 많을 때, 500hPa 지위고도에서 강한 음의 편차를 보이며, 이는 대기 하층(해면기압)과 barotropic 한 관계를 보인다(Figure 3.63과 Figure 3.64). 이러한 경향은 11월~12월까지 뚜렷하게 나타난다. 반면, 1월~2월의 늦겨울에는 눈덮임에 의한 역학적 관계를 잘 나타내지 못하는데, 이는 500hPa의 지위고도 및 대기 하층의 해면기압에서도 모두 나타난다.

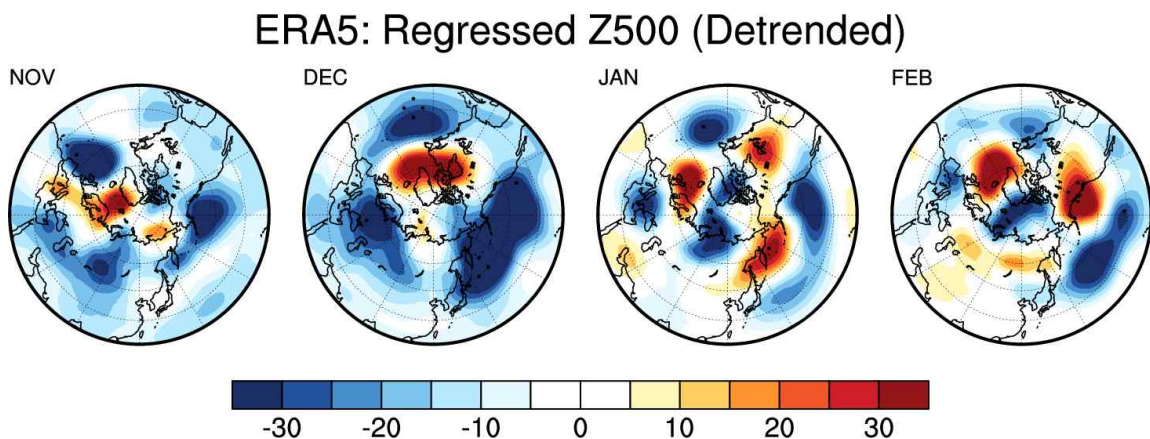


Figure 3.61. Regressed 500hPa geopotential height the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

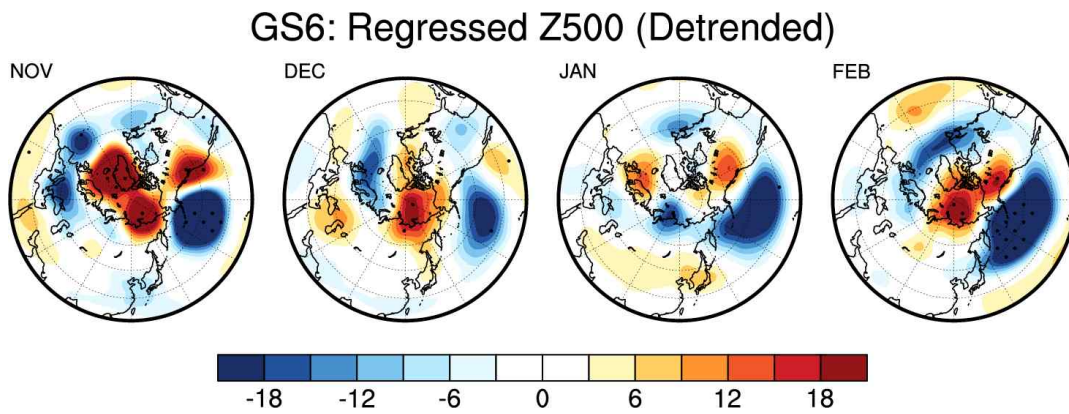


Figure 3.62. Regressed 500hPa geopotential height from GloSea6 the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

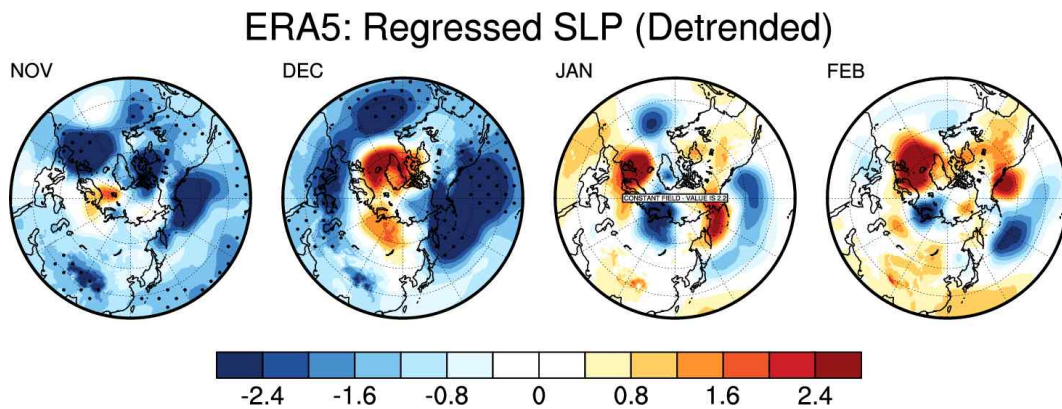


Figure 3.63. Regressed sea level pressure the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

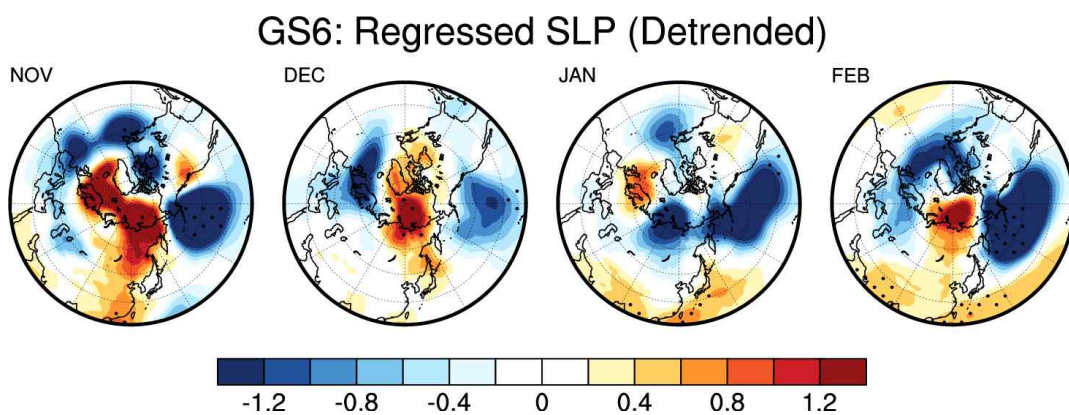


Figure 3.64. Regressed sea level pressure from GloSea6 the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

과거재현기간에 대해 10월 유라시아 대륙 눈덮임 속도와 늦겨울(1~2월) 대기 상/하층의 역학적 관계가 장기간의 관측에서 나타나는 그것과 상이하게 나타남으로써 대기 하층의 기온과의 관계도 나타내지 못한다 (Figure 3.65~3.66). 10월 눈덮임 속도가 빠를수록 초겨울(11월~12월) 눈덮임 역시 많아지고, 눈덮임 알베도 증가에 의한 기온 하강은 잘 나타난다. 반면, 눈덮임에 의한 겨울철(1월~2월) 대류권과 성층권과의 관계는 잘 모의하지 못하므로, 오히려 기온이 상승하는 것으로 보인다. 대기 상/중층에서는 관측과 모델에서의 대기 반응이 유사한데 비해, 지표 기온에서의 반응은 크게 다르게 나타나는데, 관측에서는 늦겨울 기온 상승을 나타낸 반면, 모델에서는 뚜렷한 시그널이 나타나지 않는 것으로 보인다.

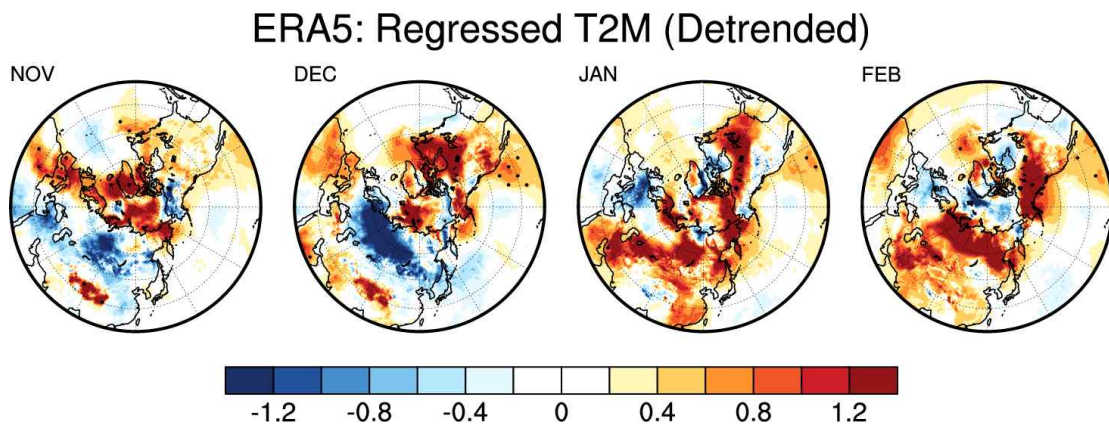


Figure 3.65. Regressed 2m temperature the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

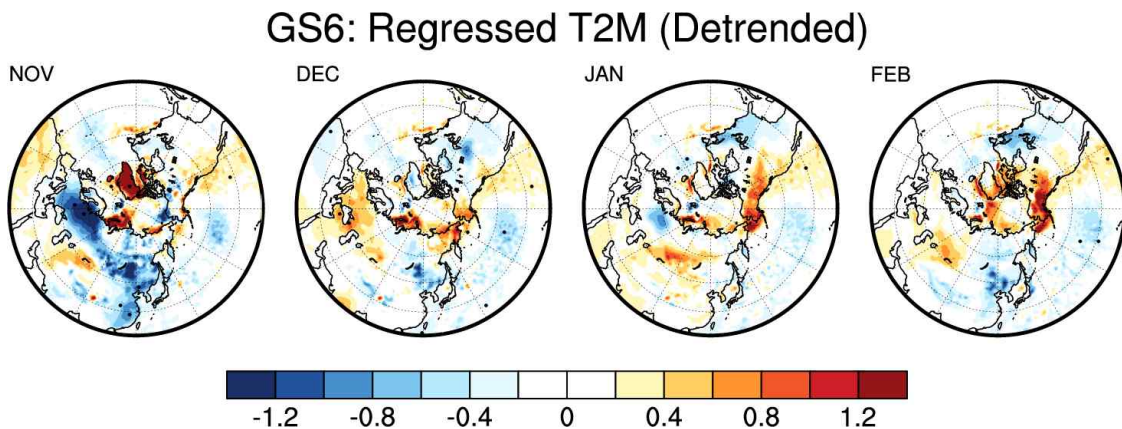


Figure 3.66. Regressed 2m temperature from GloSea6 the observed SPIDX (without trend) in October. From left to the right, November, December in the same year, and January and February in the next year.

결론적으로 과거재현기간에 대해서는 관측에서조차 눈덮임에 의한 대기 반응을 나타내는 열적, 역학적 관계가 잘 나타나지 않는다는 것을 의미한다. 이것은 겨울철 기온 예측을 위한 관측감시인자로 유라시아 대륙 눈덮임 속도를 사용할 때는 강한 경향성을 제외해야 할 뿐 아니라, 시기에 따라 달리 적용되어야 함을 의미한다. 기상청 현업모델 예측정보를 예보에 활용할 때, 11월~12월의 초겨울에는 눈덮임 알베도에 따른 지역적 대기 반응이 약하게 모의되는 경향이 있으므로, 초겨울 기온 예측을 위해 10월 눈덮임속도 관측인자를 반영하되, 모델예측보다 다소 cold 하게 보정을 하면 예보에 도움이 될 것이다. 반면, 1월~2월의 늦겨울에는 과거재현기간 대류권-성층권 상호작용과 관련된 대기 중/상층 반응이 뚜렷이 나타나지 않는다. 따라서 예측입장에서는 늦겨울 기온 예측을 할 때 눈덮임에 의한 늦겨울 모델 기온 반응을 해석하는데 유의해야 하며, 오히려 장기간의 눈덮임속도 관측인자의 중요성이 커진다는 것을 의미한다. 또한 모델링 입장에서는 과거재현기간에 따라 기존 물리역학적 메커니즘 해석에 유의를 해야 하며 이에 대한 많은 연구가 필요할 것이다.

과거재현기간에 대해 관측에서조차 눈덮임에 의한 대기 반응을 나타내는 열적, 역학적 관계가 잘 나타나지 않는 이유를 여러 측면에서 살펴볼 수 있을 것이다. 여러 요인이 있겠으나, 1) 눈덮임과 관계되지 않은 대기의 노이즈(noise) 영향 또는 2) 또 다른 지표면의 강제력(forcing) 등을 대표적으로 들 수 있다. 선행 연구에 따르면 유라시아 대륙 눈덮임의 동서방향의 차이가 대류권-성층권의 상호작용에 영향을 주고, 이로 인해 유라시아 대륙 겨울철 기온에 영향을 미친다 (Luo and Wang, 2019; Han and Sun, 2018). Figure 3.67과 Figure 3.68을 비교해보면, 과거 기간에 따라 10월 눈덮임 속도와 11월~12월 눈덮임의 변화가 어떻게 달리 나타나는지 볼 수 있다.

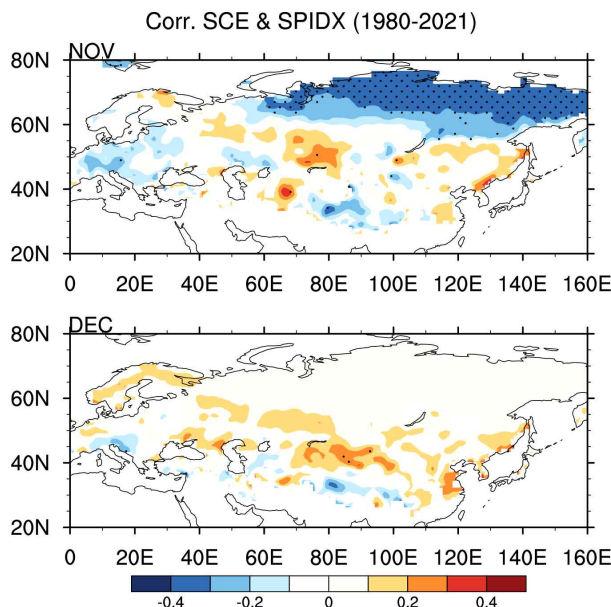


Figure 3.67. Correlation of snow cover in (top) November and (bottom) December with SPIDX in October from 1980 to 2021.

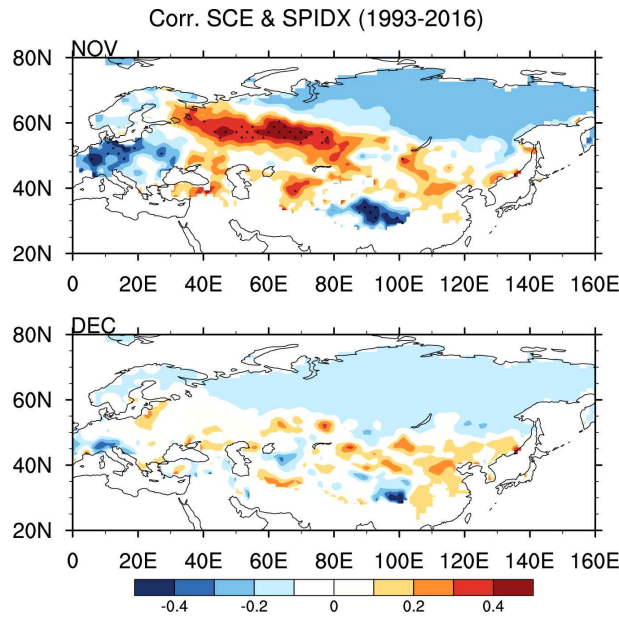


Figure 3.68. Correlation of snow cover in (top) November and (bottom) December with SPIDX in October from 1993 to 2016.

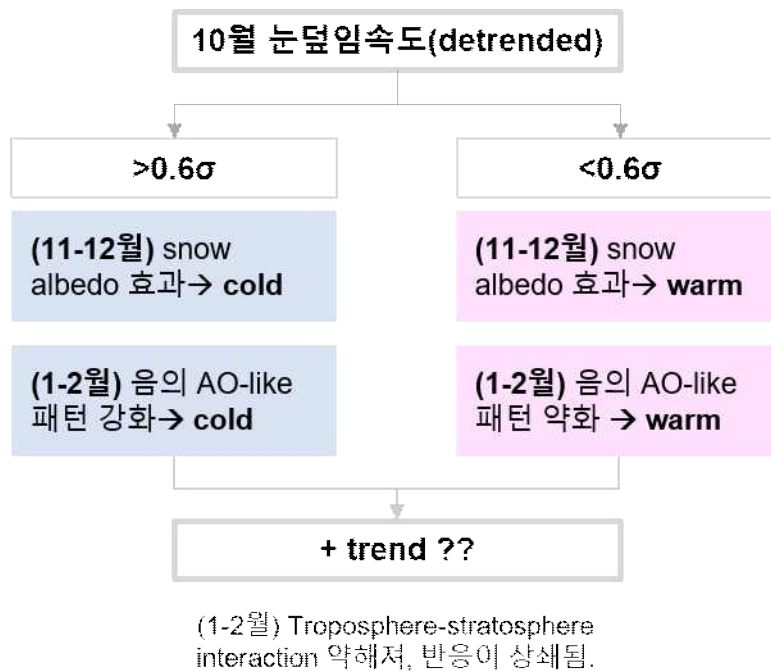


Figure 3.69. Schematic diagram summarizing how to use snow cover speed index in Eurasian continent as a monitoring factor for winter temperature prediction.

선행연구들에 따르면 유라시아 대륙의 동서방향으로의 눈덮임의 차이는 연직방향으로의 heat flux를 강화하고, 이로 인해 성층권의 동서바람장을 약화시킨다. 이로 인해 polar vortex가 약해지고, flux는 하강하게 된다. 하강하는 flux와 함께 음의 AO-like 패턴이 나타나고 이는 유라시아 대륙 및 동아시아 지역의 기온 하강과 관련된다. 특히 과거재현기간 (Figure 3.68)에 대해서 10월의 유라시아 대륙 눈덮임 속도는 11월 유라시아 대륙 서쪽 눈덮임과 양의 상관관계가 있다. 이는 장기간의 기간 (Figure 3.67)에서는 나타나지 않는다. 따라서 추후 많은 연구가 필요하겠으나, hindcast 기간에 따른 열적, 역학적 관계가 달리 나타나는 요인 중의 하나로 동서방향의 눈덮임의 차이를 생각해 봄직하다. Figure 3.69에서는 겨울철 우리나라 기온 예측을 위해 10월 유라시아 눈덮임 속도 인자를 어떻게 활용해야 하는지를 요약하였다. 초겨울(11월~12월)에는 눈덮임에 의한 알베도 효과가 과거 기간에 관계없이 잘 나타나고, 모델에서도 잘 재현하므로 모델 예측을 따르면 될 것이다. 반면, 늦겨울(1월~2월)에는 과거 기간에 따라 눈덮임에 의한 대류권-성층권의 관계를 설명하지 못하는 한편, 모델 예측에서도 이러한 관계가 잘 재현되지 않으므로, 모델 예측보다는 장기간의 감시관측정보를 예보에 반영하는 것이 나을 것이다.

3.3. 겨울철 우리나라 기온과 북극 해빙

3.3.1. 자료 및 방법

연구에 사용된 해빙 자료는 NOAA의 National Snow and Ice Data Center (NSIDC)를 통해 수집하였다. 총 두 개의 해빙 데이터를 활용하였는데, 하나는 Passive Microwave Sea Ice Concentration, version 4 (G02202) 자료이고, 다른 하나는 Sea Ice Index, version 3 (G02135)이다. G02202는 sea ice concentration을 NetCDF 형태를, G02135는 영역별 sea ice area와 sea ice extent를 png, GeoTIFF, CSV, Shapefile의 다양한 형태를 지원하며, 두 자료 모두 일 간격 또는 월 간격으로 북반구, 남반구에 대해 각각 25 km × 25 km 해상도의 자료를 제공한다.

재분석자료로는 유럽중기예보센터(European Centre for Medium-range Weather Forecasts; ECMWF)의 ERA5 자료를 수집하였다(Hersbach et al. 2020). 1979년부터 2021년까지 12~2월의 월평균 2m 기온, 500hPa 기온과 지위고도, 수직·수평 바람, 상대습도 자료를 활용하였다. 연직 수분속(Vertically integrated moisture influx, VIMF)은 1000hPa에서 100hPa까지 표준 기압면의 상대습도, 수직·수평 바람을 이용하여 식 3.7에 따라 산출하였다.

$$VIMF = \int_{1000hPa}^{100hPa} (u^*q + v^*q) \quad [3.1]$$

현업 기후예측 모델인 GloSea6의 hindcast는 1993년부터 2016년까지 매달 1, 9, 17, 25일 초기화하여 생산된다. 이 연구에서는 겨울철 북극 연직 기온분포에 대한 모델의 이벤트 예측성과 이벤트에 따른 대기 반응 모의 특성을 월별로 lead-1 예측에 대하여 분석하고자 한다. 따라서 12월은 11월 1일, 11월 9일, 11월 17일에 초기화된 자료를 평균하여 사용하였고, 1월과 2월도 그 전달 1일, 9일, 17일에 초기화된 자료를 평균하여 사용하였다.

북극 연직 온난화 이벤트는 북극 연직 기온분포를 활용하여 정의하였다(APCC, 2022). 북극 연직 기온분포의 구분은 바렌츠·카라해 지역(70~80° N, 30~50° E)에서 2m 기온과 500hPa 기온의 아노말리를 표준화하여 산출한 지수를 활용하였다. 두 지수 모두 0.5σ를 기준으로 하여 상층과 하층이 모두 기준보다 높은 경우를 Deep Arctic Warming (DAW), 하층만 기준보다 높은 경우를 Shallow Arctic Warming (SAW), 상층만 기준보다 높은 경우를 Warming Aloft (WA), 상층과 하층이 모두 기준보다 낮은 경우를 No Arctic Warming (NOAW)로 정의하였다(표 1).

Table 3.4. Categories of arctic vertical warming

	DAW	SAW	WA	NOAW
500 hPa temp	> 0.5σ	< 0.5σ	> 0.5σ	< 0.5σ
2 m temp	> 0.5σ	> 0.5σ	< 0.5σ	< 0.5σ

4가지로 구분한 이벤트 중 발생횟수와 중위도 반응 민감도 등을 고려하여 DAW와 SAW 이벤트에 대해서만 분석하였다. 이벤트 발생 여부에 대한 모델의 예측성능은 모델의 앙상블 평균 기온지수를 이용하여 정확도(Accuracy, ACC), Heidke Skill Score(HSS), Threat score를 통해 평가하고, 이벤트에 대한 모델의 대기 반응 특성은 앙상블을 평균하면 상쇄되는 점을 고려하여 전체 앙상블에 대한 합성분석을 통해 살펴보았다. 정확도, HSS, Threat score에 대한 계산 식은 다음과 같다.

$$Accuracy = \frac{hits + correct\ negatives}{total} \quad [3.2]$$

$$HSS = \frac{(hits + correct\ negatives) - (expected\ correct)_{random}}{total - (expected\ correct)_{random}} \quad [3.3]$$

$$(expected\ correct)_{random} = \frac{1}{total} [(hits + misses)(hits + false\ alarms) + (correct\ negatives + misses)(correct\ negatives + false\ alarms)] \quad [3.4]$$

$$Threat\ score(critical\ success\ index) = \frac{hits}{hits + misses + false\ alarms} \quad [3.5]$$

위 식에서 각 항은 아래의 표 5를 통해 얻을 수 있다.

Table 3.5. Contingency Table

		Observed		
		yes	no	total
Forecast	yes	hits	false alarms	forecast yes
	no	misses	correct negatives	forecast no
	total	observed yes	observed no	total

3.3.2. 우리나라 겨울철 기온과 북극 해빙

장기예보 가이드스에 소개된 북극 해빙 예측인자 활용 영역은 Figure 3.70과 같다. A1과 A2 지역은 모두 바렌츠-카라해이고, A3는 카라해북쪽-랍테프해, A4는 랍테프해이다. 관측 자료를 이용하여 1979년부터 2022년까지 영역별 공간평균 해빙 분포 특성을 간단히 살펴보았다.

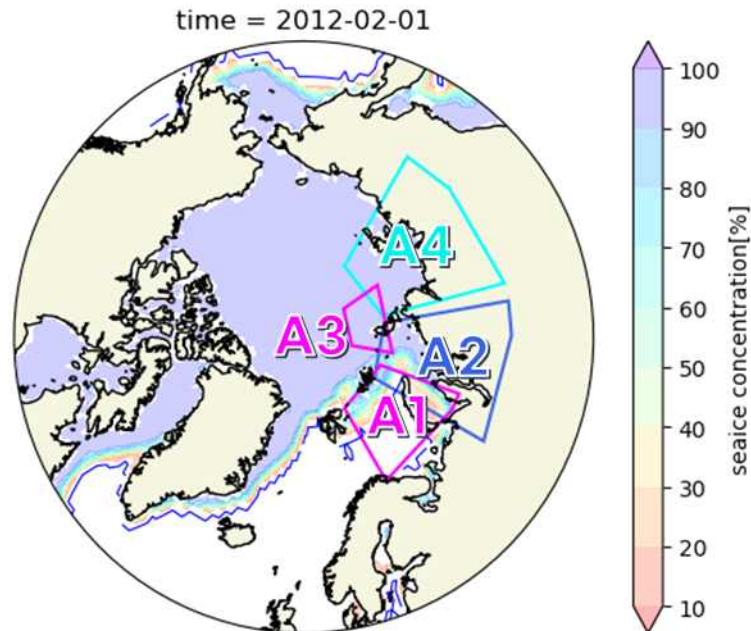


Figure 3.70. Arctic sea ice precursors introduced in long-range forecast guidance.

A1 지역은 대양과 맞닿아 있는 지역으로 바렌츠-카라해 중 바렌츠해 영역이 더 많이 포함되어 있다. 이 지역은 1년 중 해빙이 가득 차는 경우가 거의 없으며 평균적으로 4월에 해빙이 최대, 8~9월에 최소가 된다. 이르면 7월부터 이 영역에는 해빙이 존재하지 않을 수 있고, 늦으면 11월부터 다시 해빙이 얼기 시작한다. A2 지역은 같은 바렌츠-카라해로 불리지만 카라해 영역을 더 많이 포함하고 있다. A1 지역과 비교하면 대서양과 맞닿은 면적이 작다. 그로 인해 1~4월에 해빙이 가장 많아 90% 이상 영역이 해빙으로 덮이고 8~9월에 최소가 되어 약 20~30% 정도의 영역이 해빙으로 덮인다. 때에 따라 8~9월에 해빙이 존재하지 않기도 한다. 평균적으로 4~5월경 해빙이 줄어들기 시작하고 9~10월에 해빙이 다시 얼기 시작한다. A4 지역은 A2 지역과 비슷한 특징을 가지는데, 11~4월에 해빙이 가장 많아 거의 100%가 해빙으로 덮이고 8~9월에 가장 적다. A2와 A4 두 지역 모두 대륙과 접해 있고, 대서양에서 공급되는 따듯한 해수의 영향을 직접 받지 않는기 때문이다. A3 지역은 네 영역 중 가장 북극점에 가까우며, 아주 좁은 영역이다. 11~5월에 해빙이 가장 많아 100%에 가까운 영역이 해빙으로 덮여있고, 해빙이 가장 적은 9월에도 평균적으로 약 70%가량은 해빙이 분포하는 것으로

나타났다 (Figure 3.71).

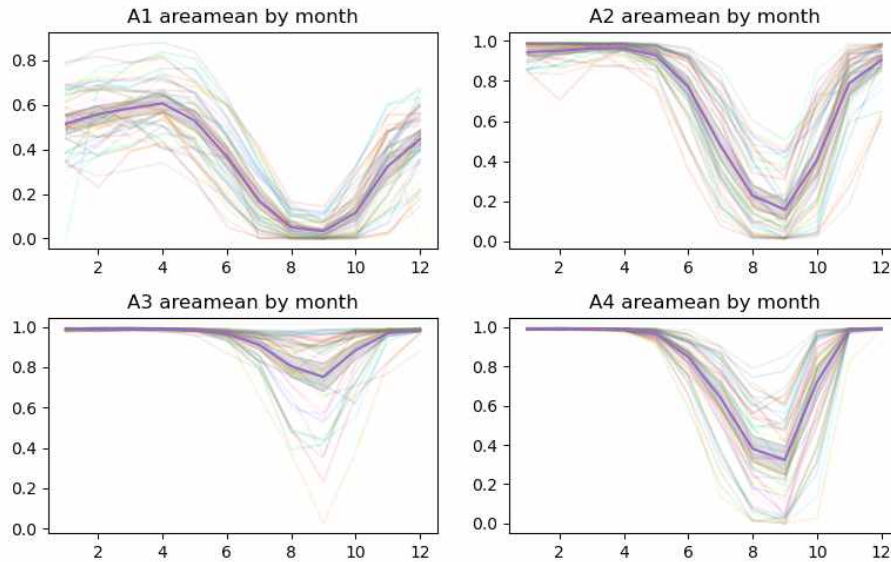


Figure 3.71. Monthly sea ice concentration change. Light colored lines are sea ice concentration by year, bold purple lines are climatology mean (1991~2020), and gray shaded areas indicate the standard deviation of $\pm 2\sigma$.

1991년부터 2020년까지 30년을 평년으로 한 해빙 농도의 편차를 Figure 3.72에 나타내었다. A1 영역의 경우 2000년대 초반까지는 겨울~봄~여름 동안 평년과 비슷하거나 많다가 이르면 늦여름 혹은 가을철에 적은 현상이 뚜렷하게 나타나지만 2000년대 후반부터 현재까지는 가을철을 제외한 기간에도 평년과 비슷하거나 적음을 알 수 있다. 다른 지역들은 가을철에만 해빙이 적은 현상이 뚜렷하게 나타난다. 또한, 가을철 해빙이 적은 현상은 2010년 이후로 모든 영역에서 매우 강해짐을 알 수 있다. 영역별로 해빙 농도의 추세를 살펴보면 A1 지역에서는 모든 월에 감소추세가 나타나고, A2 지역은 6~11월에, A3 지역은 8~10월, 그리고 A4 지역은 7~10월에 강한 감소추세가 나타난다.

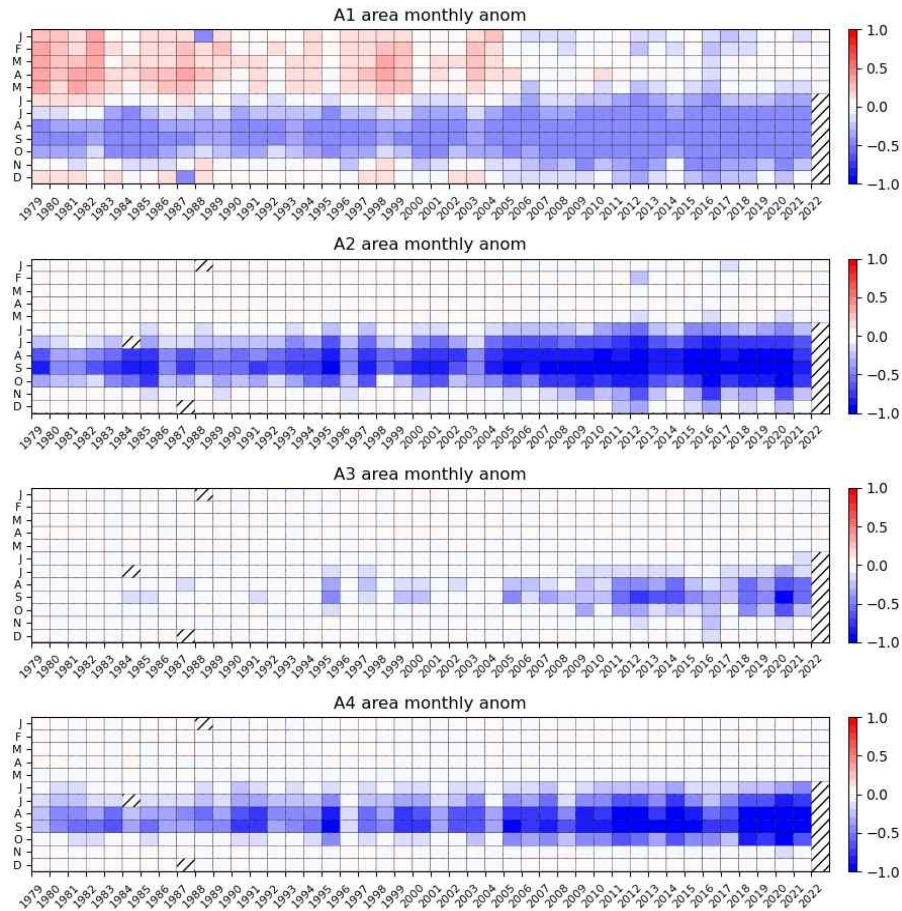


Figure 3.72. Sea ice concentration anomalies (climatology: 1991~2020)

Figure 3.73에 장기예보 가이드스에 소개된 지역별 해빙 예측 인자의 활용방법을 도식화하여 나타내었다. 8~9월 A3 지역에 해빙이 적으면, 10월 A4 지역에서도 해빙이 적고, 11~12월에 A1과 A2 지역까지 해빙이 적은 현상이 이어질 수 있으며, 영역별로도 우리나라 겨울철 기온에 독립적으로 영향을 줄 수 있다고 설명하고 있다. 하지만 실제로 영역 간 상관성이 존재하는지는 기술하지 않았으며, 또한 해빙의 강한 감소추세는 고려되지 않았다.

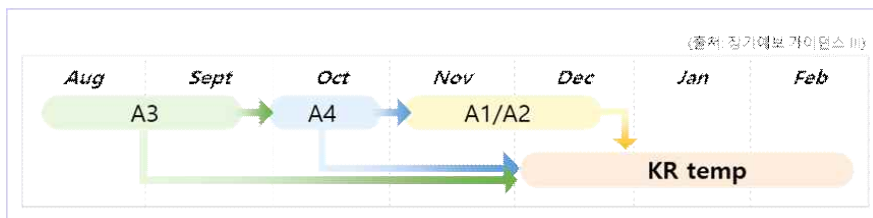


Figure 3.73. Schematic diagram of using sea ice precursors

실제로 Figure 3.73에 따라 예측 인자 영역 간에 상관관계가 존재하는지 살펴보았는데, 8~9월 A3 지역과 10월 A4 지역은 0.8~0.9의 상관관계가 나타났고, 10월 A4 지역과 11~12월 A1, A2 지역은 각각 0.5~0.6, 0.6~0.7의 상관관계가 나타났다. 9월부터 해빙이 열기 시작하고 영역별로 해빙이 어는 순서를 고려했을 때 당연한 결과라고 할 수 있다(APCC, 2021).

Figure 3.73에 따라 1991년 이후 해빙이 평년보다 적었을 때 실제로 우리나라 기온이 평년보다 낮았던 사례의 비율을 살펴보았다(Figure 3.74). 해빙 예측 인자가 겨울철 12, 1, 2월 중 어느 월의 우리나라 기온에 영향을 주는지에 대한 설명은 충분하지 않아 모든 월에 대해 각각 계산하였다. 12월에 해빙이 적었던 사례는 평균 7회, 1월과 2월에는 각각 8회로 나타났다. 영역별 예측 인자와 우리나라 겨울철 월별 기온을 각각 대응시켰을 때 3개월 모두 적중률이 약 50% 내외의 비율로 나타났다. 즉 예측 인자로서 어느 월의 해빙 자료를 사용하든 혹은 어느 영역의 해빙 자료를 사용하든 겨울철 우리나라 월별 기온 예측의 적중률에 유의미한 차이는 없으며, 평균적으로 해빙이 적었던 경우 중 절반 정도의 사례에서 우리나라 기온이 평년보다 낮게 나타남을 의미한다. 또, 1991년 이후 해빙 예측 인자와 우리나라 월별 기온의 상관성 변화를 살펴보면 대부분 최근 들어 상관관계가 낮아지고 있으며, 상관계수 또한 유의미하지 않다(Figure 3.75). 이를 통해 해빙의 강한 감소추세가 예측 인자의 활용성을 방해할 수 있음을 생각해 볼 수 있다.

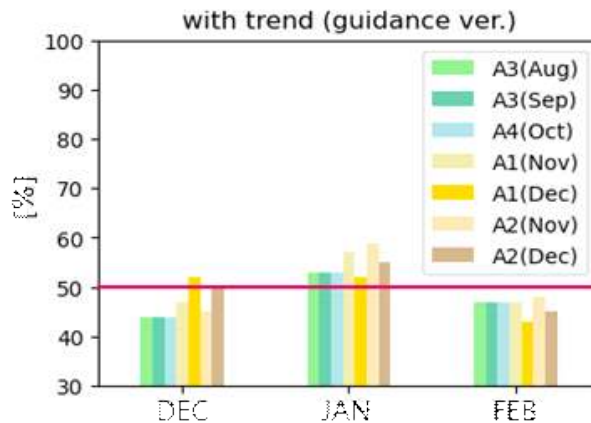


Figure 3.74. Percentage of lower than normal temperature anomaly in South Korea when the sea ice precursors are lower than normal

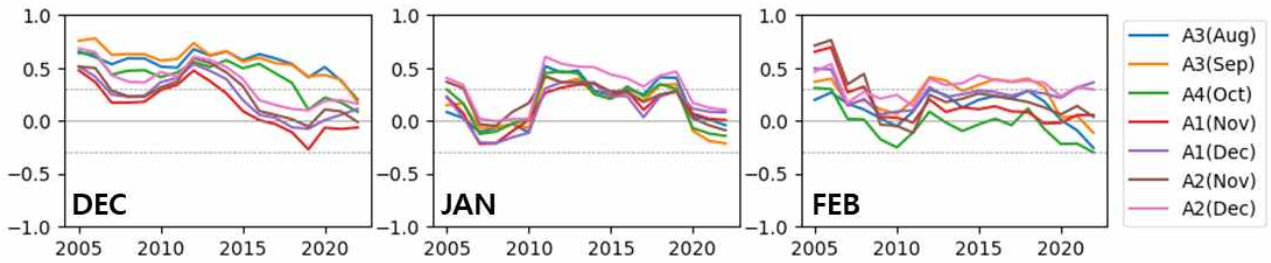


Figure 3.75. 15 years rolling correlation between sea ice precursors and temperature in South Korea.

1979년부터 2022년까지 월별 선형추세를 제거한 영역별 평년대비 해빙 농도 편차를 계산하였다(Figure 3.76). A1과 A2 지역의 해빙 농도는 선형추세를 제거하면 2010년 이후 가을철 해빙이 평년과 비슷한 수준으로 나타났고, A3 지역은 선형추세를 제거하더라도 2010년 이후 뚜렷하게 감소한 것을 알 수 있다. 반면, A4 지역은 뚜렷한 경향성이 나타나지 않는다. 특히 A1과 A2 지역의 경우 가장 적은 해빙을 기록했던 2012년 이후 2013년부터 현재까지는 오히려 평년보다 많은 상태가 유지되는 것으로 나타나는 것이 주목할 만하다.

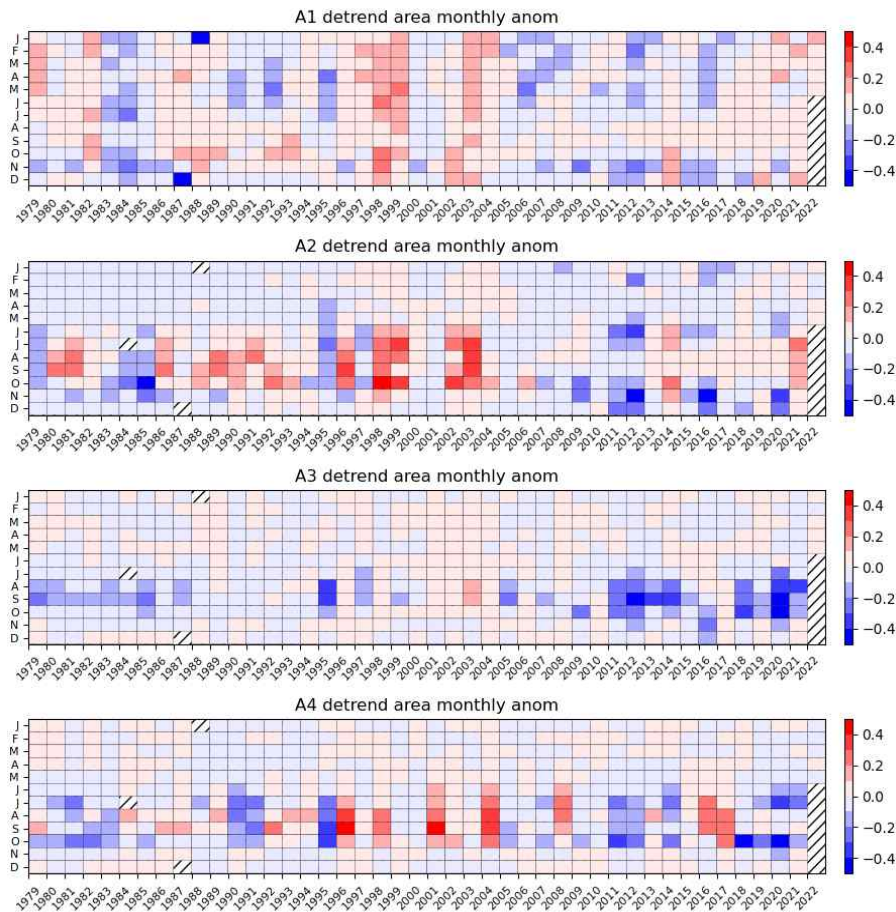


Figure 3.76. Detrended sea ice concentration anomalies

선형추세를 제거하기 전과 후 해빙 예측 인자와 우리나라 월별 기온 간의 지연 상관관계를 살펴보았다(Figure 3.77). 그림에서 세로축은 겨울철 월별 우리나라 기온을 의미하고 가로축은 해빙 예측 인자의 선행 월을 나타낸다. 예를 들어 세로축이 1이고 가로축이 -5라면 우리나라 1월 기온과 그로부터 5개월 전인 9월의 해빙을 의미하는 것이다. 그림의 위쪽 패널은 선형추세가 포함된 해빙과 우리나라 기온의 지연 상관관계를 나타내는데, 모든 영역에서 선행 6개월간 우리나라 기온과 유의미한 상관관계가 나타나지 않는다. 반면에 선형추세를 제거한 경우 1월 우리나라 기온에 대해서는 10~11월 A1 지역의 해빙과 상관성이 유의미하게 나타나고, 2월 우리나라 기온에 대해서는 1~2월 A1 지역, 2월 A2 지역 해빙과 상관성이 유의미하게 나타난다. 12월 우리나라 기온에 대해서는 10월 A2 지역, 7~9월 A3 지역, 그리고 6~10월 A4 지역 해빙과 상관성이 유의하게 나타난다. 그림은 유의미한 상관계수가 나타나는 경우만 표시하고 있으나 겨울철 우리나라 기온과의 상관계수가 0.3~0.4 정도의 수준으로 그다지 높지 않다는 점도 주목할 만하다. 해빙의 강한 감소추세로 인해 해빙 예측 인자의 활용에 주의를 기울여야 함을 알 수 있다.

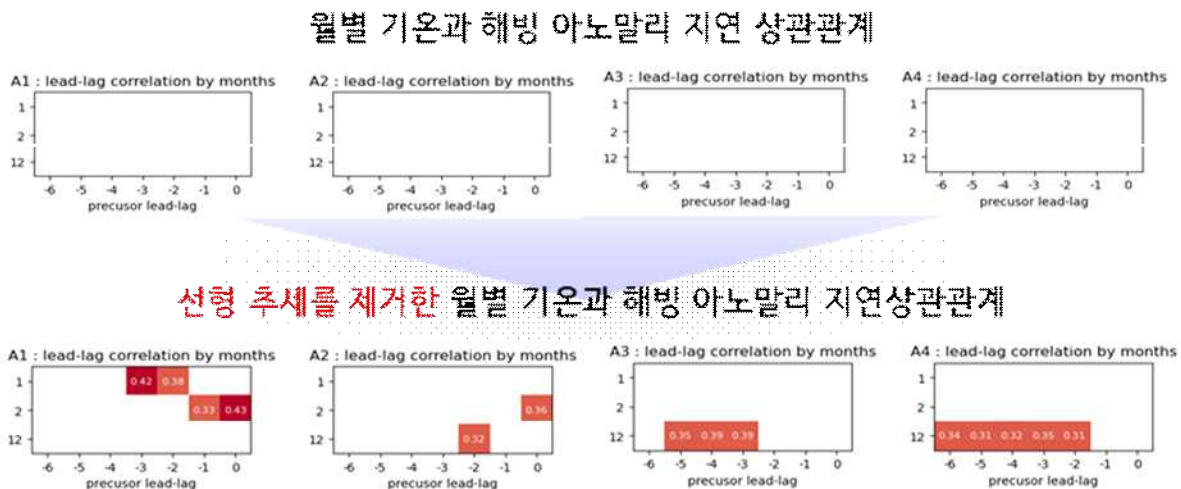


Figure 3.77. Time lagged correlation between sea ice precursors and temperature in South Korea with trend (top) and without trend (bottom). Only significant values are shown.

3.1.3.3. 우리나라 겨울철 기온과 극지방 연직 기온 분포

APCC에서는 겨울철 북극 대기의 연직 구조(북극 연직 온난화)를 활용하면 겨울철 동아시아 기온 변동성에 대한 예측성을 높일 수 있다는 연구결과를 제시한 바 있다(APCC, 2022). 북극 대기의 연직 구조를 Table 3.4에 따라 정의하고 1991년 이후 DAW일 때 동아시아 기온이 평년보다 낮았던 해의 비율을 살펴보면 12월에는 50% 미만으로 해빙 예측 인자를 활용할 때와 비슷한 결과가 나타났지만, 1~2월에는 80% 이상 높게 나타남을 알 수 있다(Figure

3.78). 본문에 제시하지는 않았으나 같은 방법으로 우리나라 기온을 살펴보면 그 비율은 12월에 50%, 1월에 75%, 2월에는 83%로 나타나 여전히 1~2월에 대해 예측성이 높다.

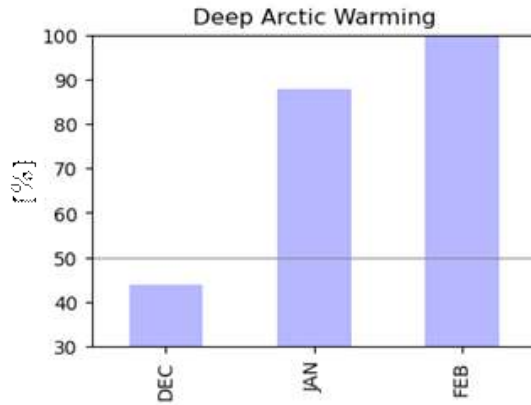


Figure 3.78. Percentage of lower than normal temperature anomaly in East Asia when deep Arctic warming (DAW)

또한 APCC(2022)에서는 MME 참여모델의 앙상블 평균에서 Table 3.4의 4가지 이벤트에 대한 예측 성능도 평가하였는데, 1~2월 계절예측 모델들에 예측성이 있음을 제시한 바 있다. 이러한 결과를 바탕으로 이 연구에서는 기상청 현업 계절예측모델인 GloSea6 모델의 DAW에 대한 예측성을 평가하고, DAW와 SAW에 따른 GloSea6의 중위도 대기 반응의 모의 특성을 살펴보고자 한다.

먼저 이벤트 발생에 대한 모델의 앙상블 평균의 예측성능을 평가하였다. 평가기간은 GloSea6 hindcast 전체기간인 1993/94~2016/17이다. Threat score를 기반으로 DAW 이벤트에 대해서만 평가하였을 때 2월에 가장 높은 점수가 나타났고, 12월과 1월은 각각 0.13, 0.14로 비슷하게 나타났다(Figure 3.79). Threat score는 이벤트가 발생하지 않았다고 예측했을 때 이벤트가 발생하지 않은 경우를 제외하고 점수를 산정하는데, 발생빈도가 높지 않은 이벤트에 대해서는 점수가 낮을 수 있다는 점에 유의해야 한다. 그 밖에도 ACC와 HSS를 사용하여 전체 4개 이벤트에 대한 예측성능을 평가하였다. 경험적으로 ACC가 0.5 이상이고 HSS가 0 이상일 때 예측성능이 있다고 판단하기 때문에 모델의 예측 결과는 신뢰성이 있다고 할 수 있다(Figure 3.80). 이 경우에도 마찬가지로 2월에 대한 예측성능이 가장 높게 나타난 것을 볼 수 있다.

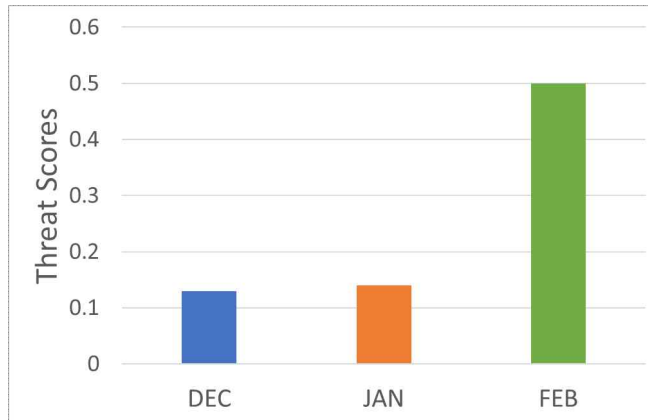


Figure 3.79. Threat scores of GloSea6 hindcast ensemble mean in predicting deep Arctic warming (DAW).

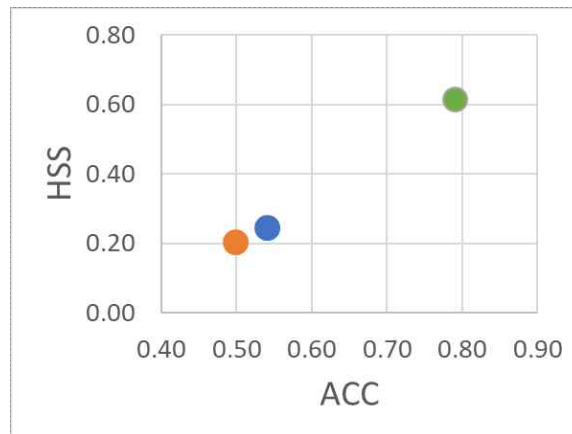


Figure 3.80. Skill score of GloSea6 hindcast ensemble mean in predicting all types of Arctic event.

다음으로 DAW와 SAW에 따른 GloSea6의 중위도 대기 반응의 모의 특성을 살펴보았다. 앙상블 평균에서는 모델의 모의 특성을 분석하기에 발생횟수가 충분하지 않아 전체 앙상블에서 DAW와 SAW를 모의한 사례를 합성분석 하였다. 비교를 위해 ERA5 자료를 기반으로 한 합성분석 결과도 함께 제시하였다.

Figure 3.81과 3.82는 각각 ERA5와 GloSea6의 월별 2m 기온 합성장이다. 왼쪽 패널은 DAW이고 오른쪽 패널은 SAW이며, 위에서부터 12월, 1월, 2월을 나타내었다. ERA5에서는 12월 DAW, SAW 모두 중위도 유라시아 대륙에 뚜렷한 기온 패턴이 나타나지 않고, 1~2월에는 DAW일 때 Warm Arctic-Cold Eurasia (WACE) 패턴이 뚜렷하게 나타나고 SAW일 때는

유라시아 북부와 동아시아에 온난패턴이 뚜렷하게 나타난다. 반면에 GloSea6는 DAW와 SAW에 대한 대기반응의 형태가 월별로 모두 비슷하게 나타난다. WACE 패턴이 우세하고 유라시아 저온 편차의 강도에만 차이가 있다.

Figure 3.83과 3.84는 ERA5와 GloSea6의 월별 500hPa 지위고도 합성장이다. ERA5에서는 DAW일 때 12~2월 모두 바렌츠-카라해 부근에 강한 양의 지위고도 편차가 나타난다. 중위도 유라시아, 특히 동아시아에서는 12월에는 유의미한 지위고도 패턴이 나타나지 않지만 1~2월에는 뚜렷한 음의 지위고도 패턴이 나타난다. 반면 SAW일 때는 바렌츠-카라해 부근에서 음의 지위고도 편차가 발달하고 그 동쪽으로 양의 지위고도 편차가 나타나는 특징이 있다. 이 음의 지위고도는 카스피해 부근으로 남하하는 특징을 보인다. ERA5 결과와 다르게 GloSea6는 DAW일 때 12월 중위도 유라시아에 음의 지위고도 편차를 뚜렷하게 모의하는 것을 볼 수 있으며 3개월 내내 비슷한 패턴으로 모의한다. SAW일 때에는 극 지역에서 음의 지위고도 편차가 나타나기는 하지만 ERA5처럼 카스피해 부근으로 남하하는 패턴은 나타나지 않으며 양의 지위고도 패턴도 ERA5에서 나타난 것과 같이 동쪽으로 이동하는 모습이 보이지 않는다.

Figure 3.85와 3.86에는 ERA5와 GloSea6의 300hPa 수평 바람 합성장을 나타내었다. ERA5에서는 DAW일 때 유라시아 대륙의 중북부에서 수평 바람의 약화, 그 아래로 우리나라가 위치한 위도 30~40° N 부근에 수평 바람의 강화가 뚜렷하게 나타난다. 이러한 패턴은 겨울철 내내 유사하게 나타나고, 1~2월에 강도가 더 강하다. SAW일 때는 12월에 중위도 유라시아 대부분 지역에 수평 바람의 약화가 나타나고, 1~2월은 우리나라 북쪽에서 수평 바람의 약화, 그 남쪽으로 다시 수평 바람의 강화가 뚜렷하게 나타난다. 반면 GloSea6는 DAW일 때 재분석자료와 유사한 패턴을 모의하기는 하지만 DAW와 SAW의 반응을 유사하게 모의하는 특징이 있다. 경도 80~130° E 사이의 수평 바람을 경도 방향으로 평균한 ERA5와 GloSea6의 합성장을 Figure 3.87과 3.88에 각각 나타내었다. ERA5에서는 DAW일 때 위도 50~60° N 부근의 수평 바람 약화가 뚜렷하게 나타나고, SAW일 때는 수평 바람이 약해지는 부분이 저위도로 남하하면서 위도 50~60° N 부근에서는 뚜렷한 수평 바람 편차가 나타나지 않는 것을 알 수 있다. 그러나 GloSea6는 DAW와 SAW에서 비슷한 패턴이 나타난다.

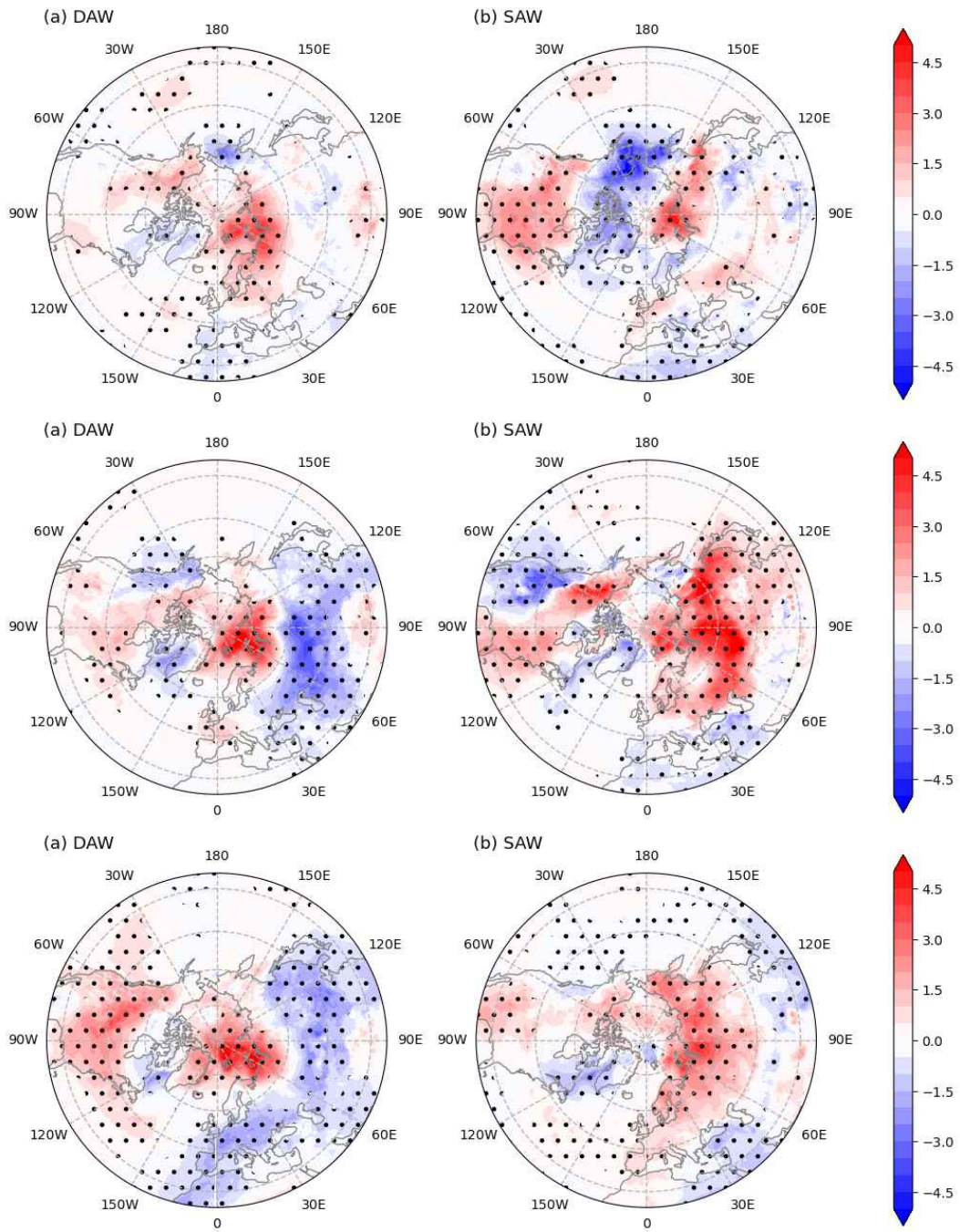


Figure 3.81. Composite pattern of 2 m temperature during (left) DAW and (right) SAW from ERA5. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.

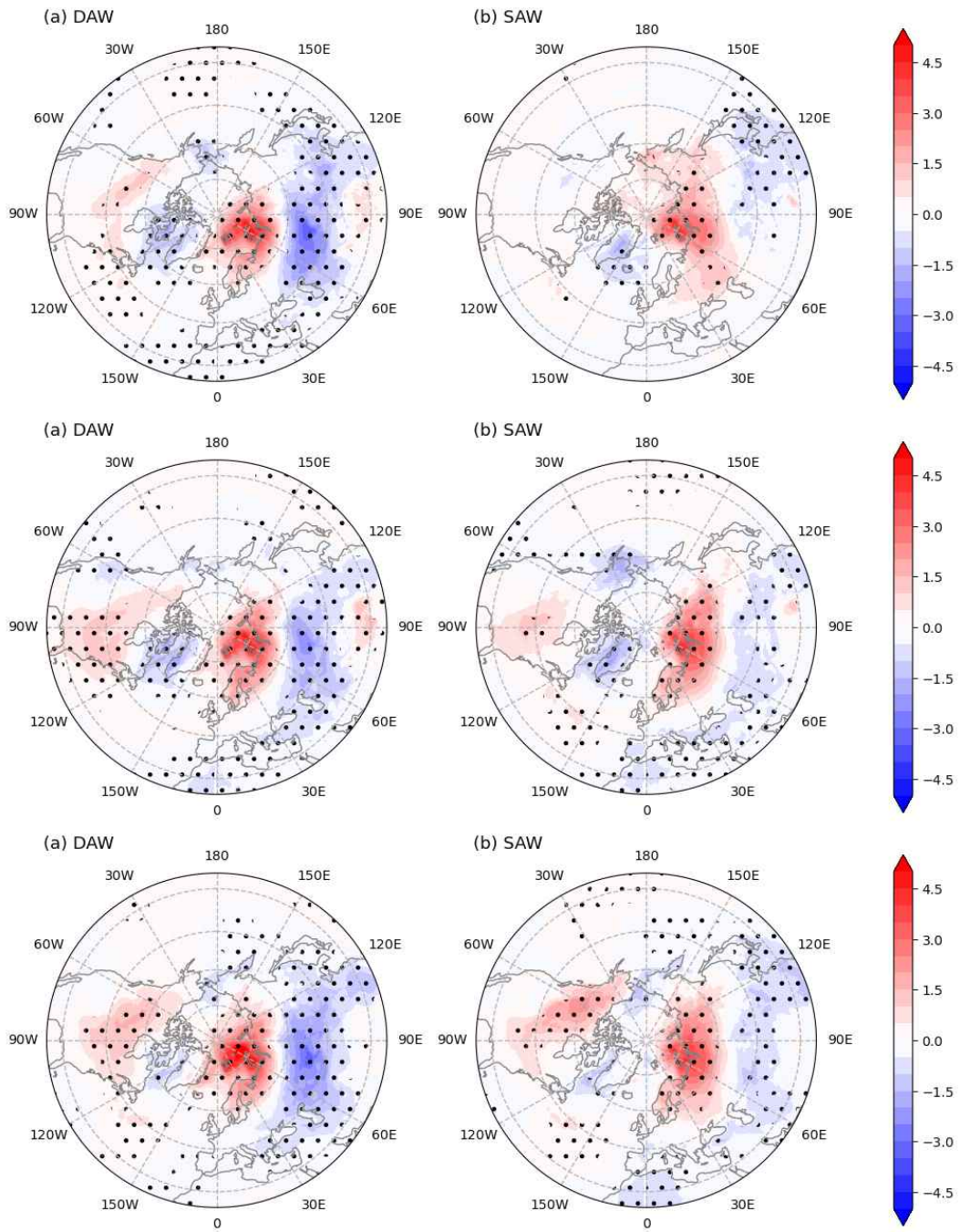


Figure 3.82, Composite pattern of 2 m temperature during (left) DAW and (right) SAW from GloSea6 hindcast. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.

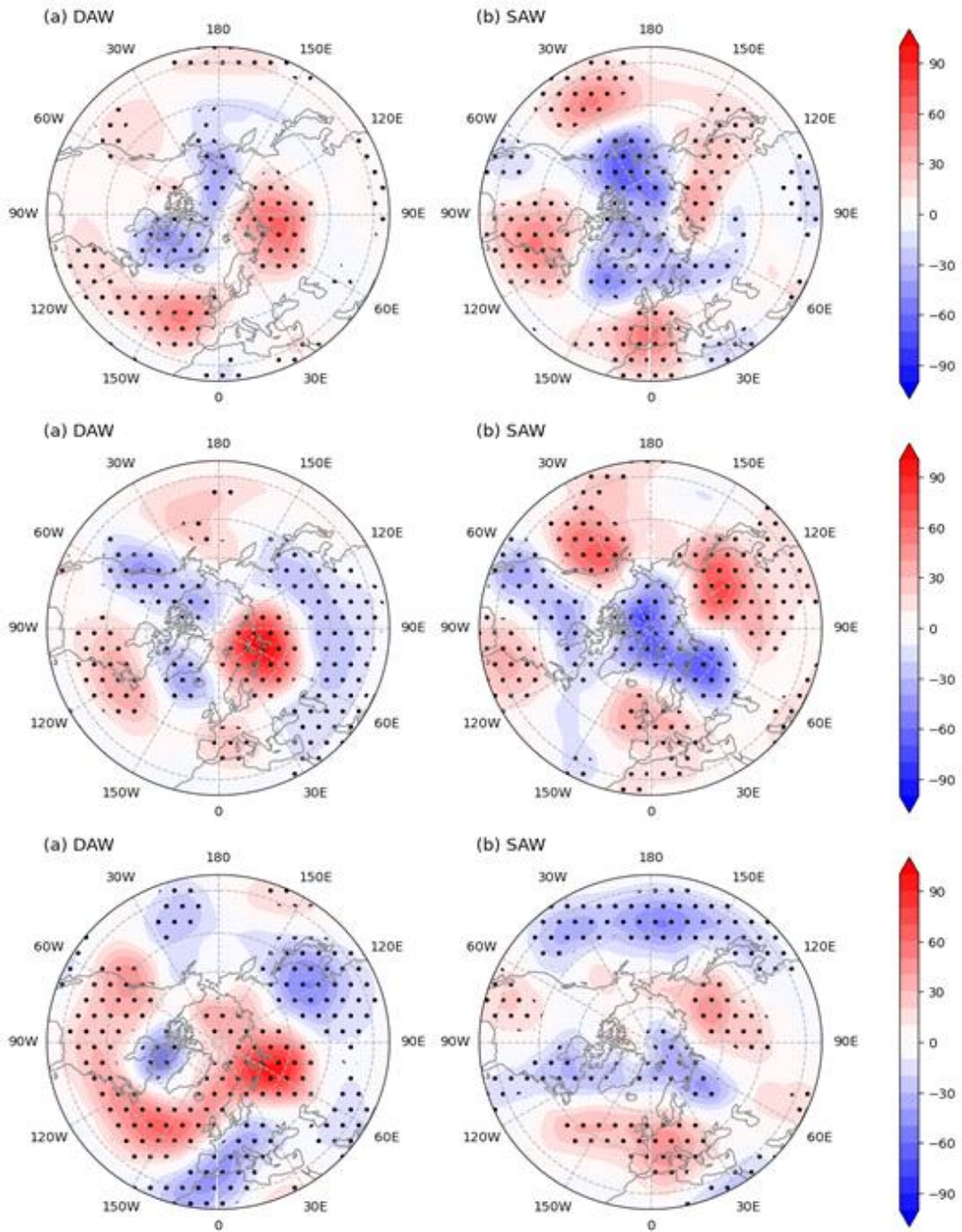


Figure 3.83. Composite pattern of 500 hPa geopotential height during (left) DAW and (right) SAW from ERA5. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.

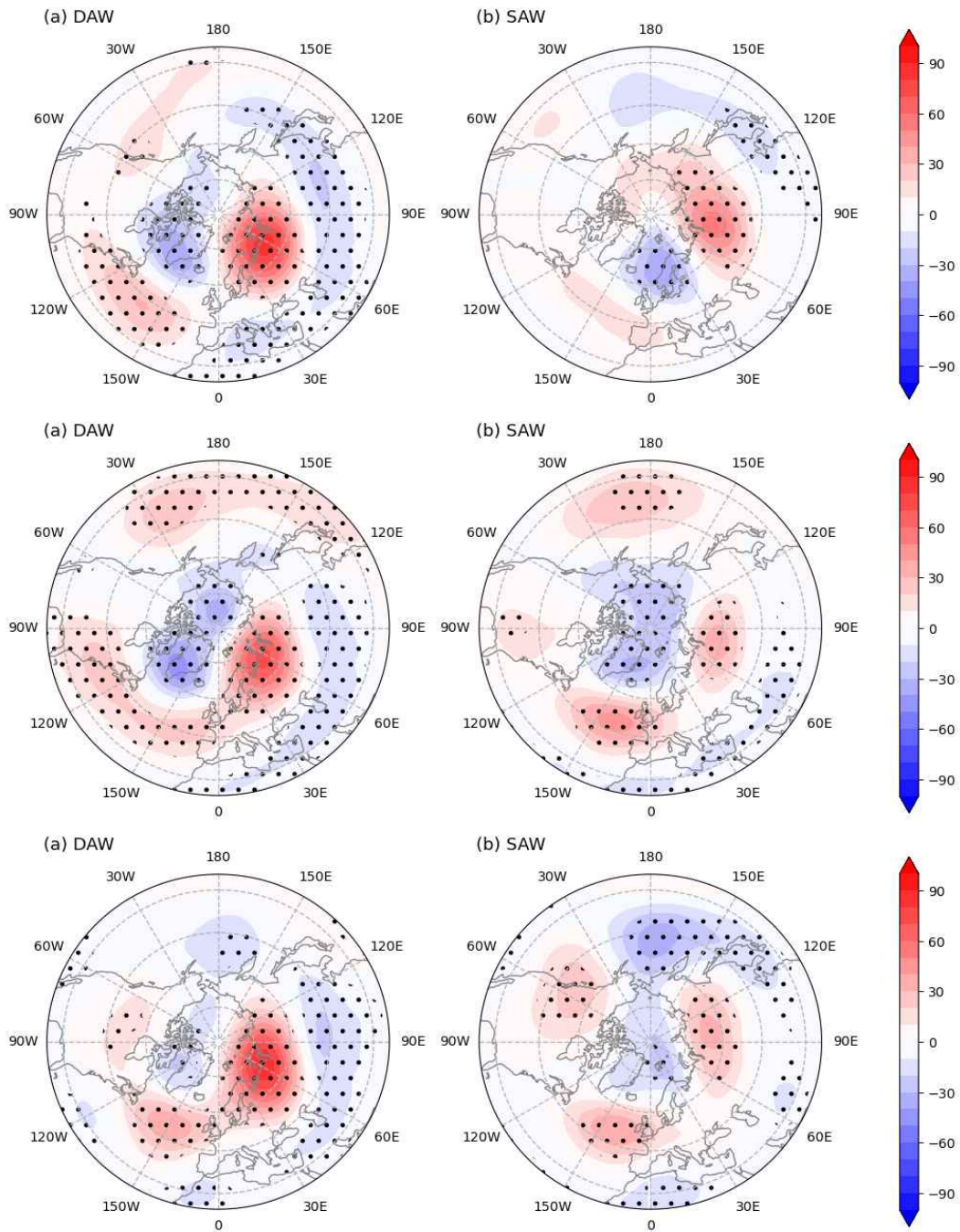


Figure 3.84. Composite pattern of 500 hPa geopotential height during (left) DAW and (right) SAW from GloSea6. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.

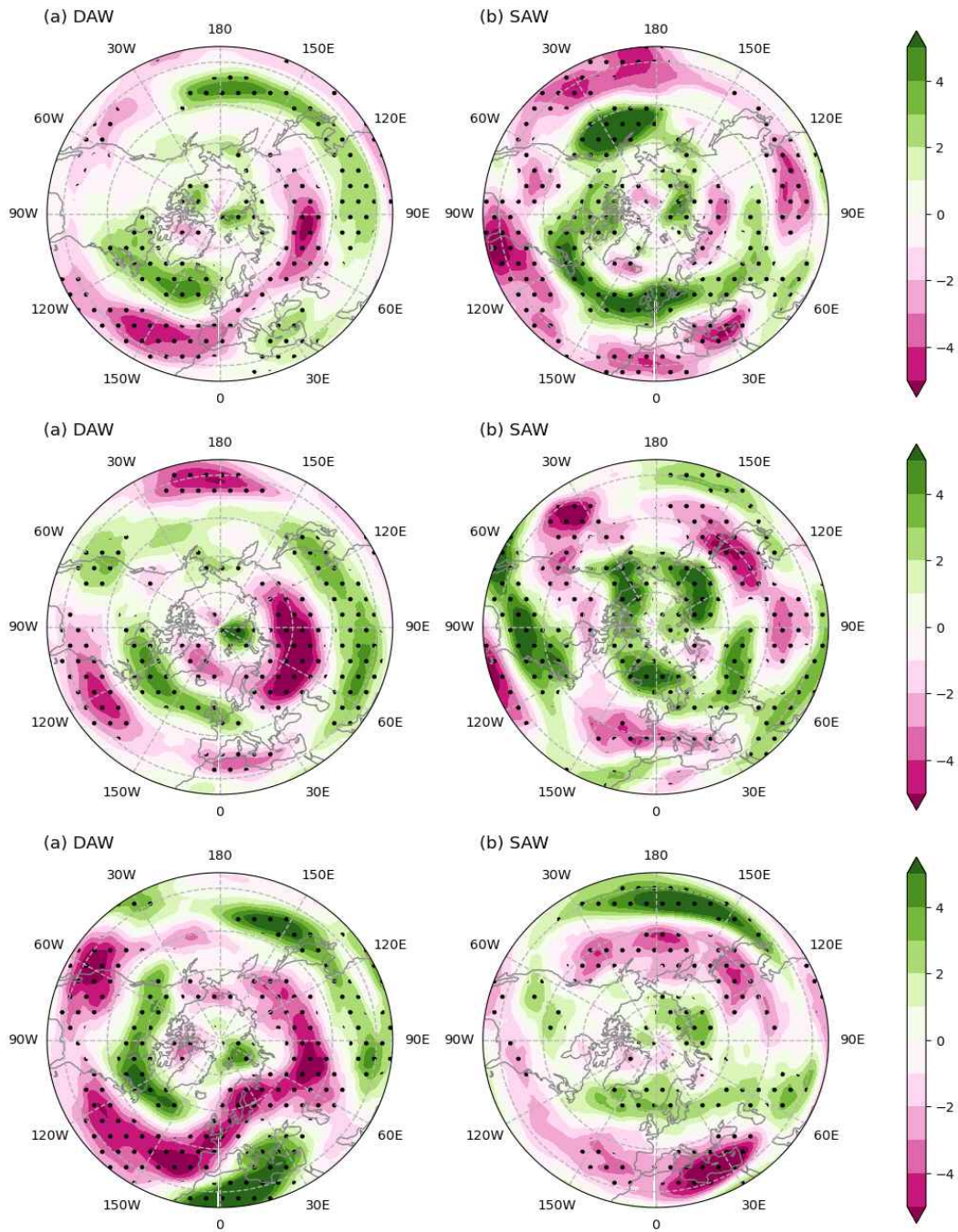


Figure 3.85. Composite pattern of 300 hPa zonal wind during (left) DAW and (right) SAW from ERA5. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.

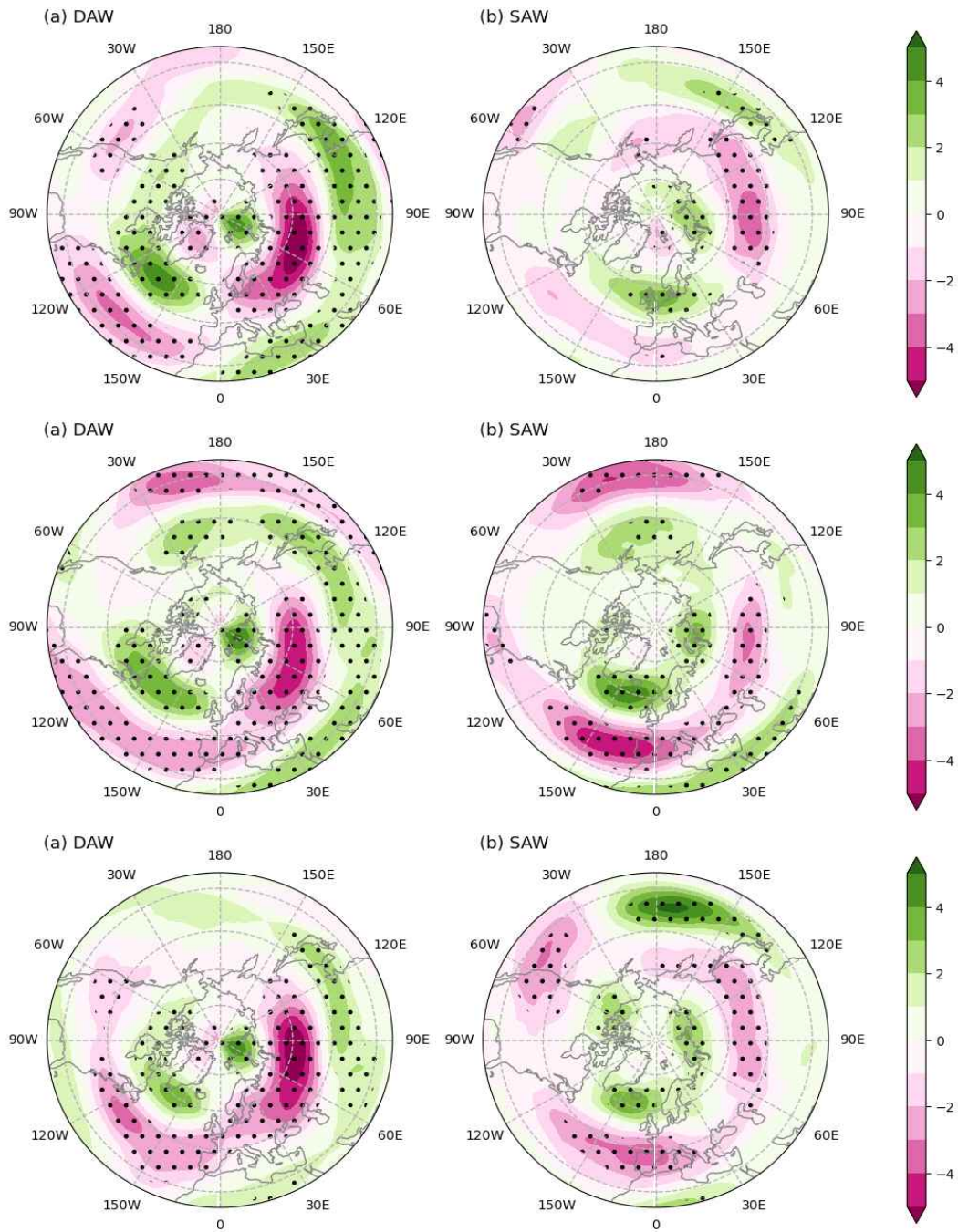


Figure 3.86. Composite pattern of 300 hPa zonal wind during (left) DAW and (right) SAW from GloSea6. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.

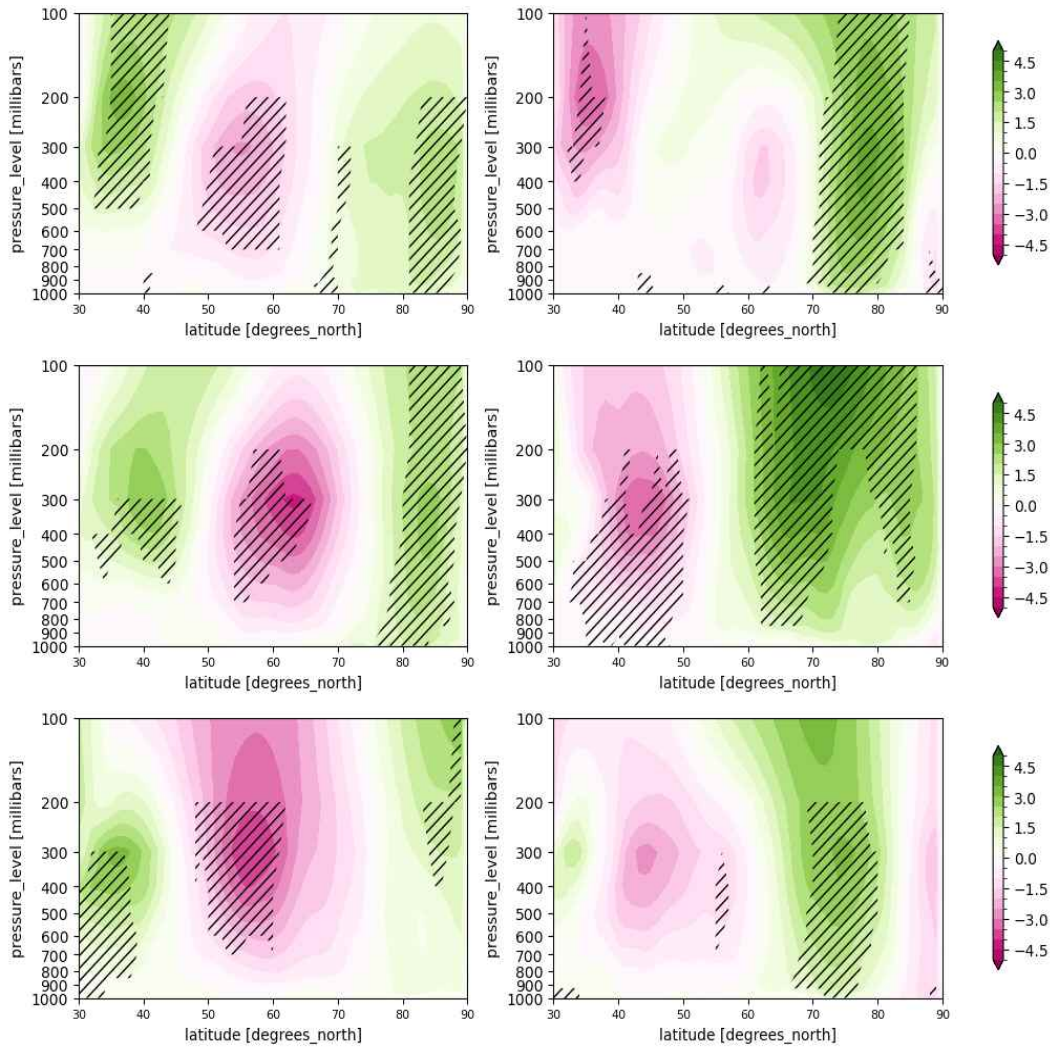


Figure 3.87. Composite pattern of zonal mean ($80\sim 130^{\circ}$ E) zonal wind during (left) DAW and (right) SAW from ERA5. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.

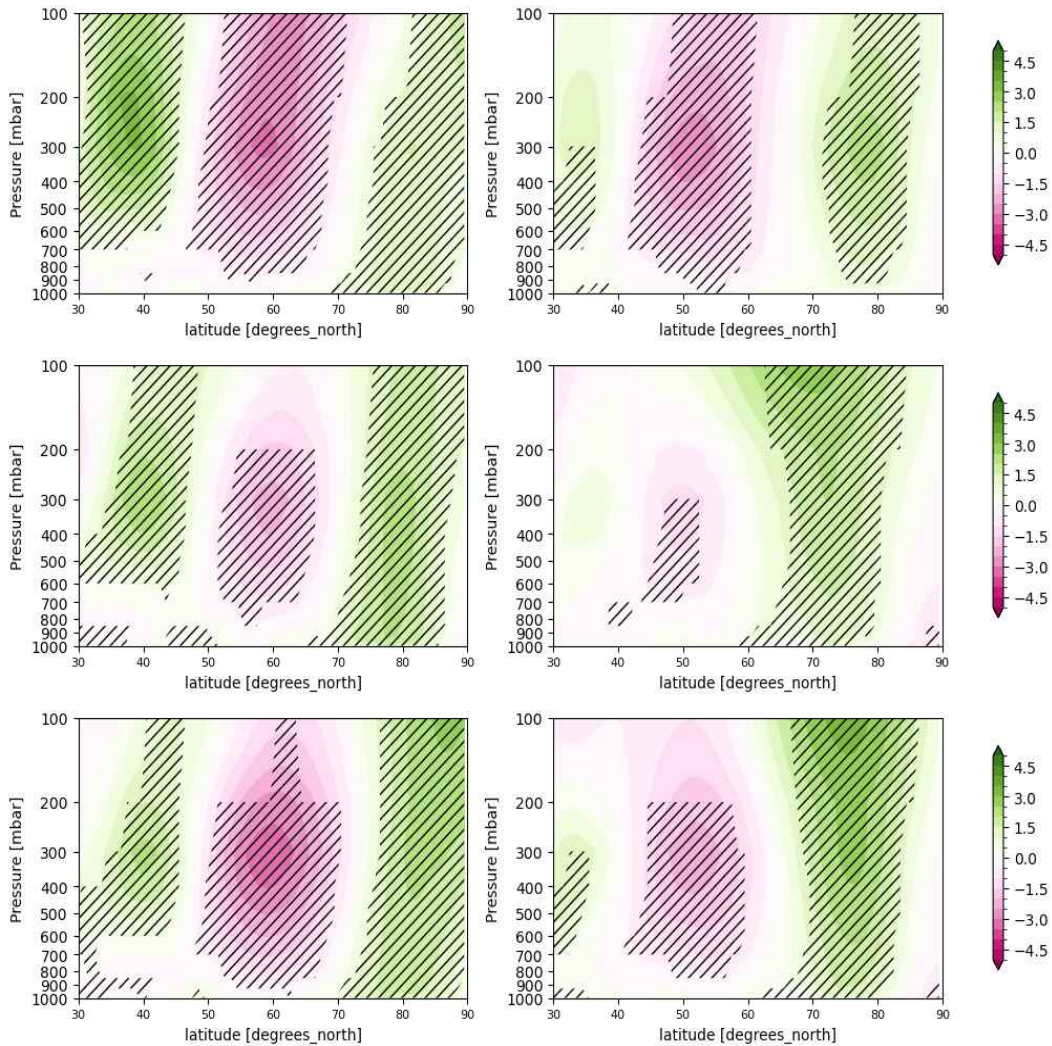


Figure 3.88. Composite pattern of zonal mean (80~130° E) zonal wind during (left) DAW and (right) SAW from GloSea6. The top panel is for December, the middle panel is for January and the bottom panel is for February.

선행연구에서는 북극의 연직 온난화를 유발하는 원인 중 한 가지 요인으로 대서양에서 북극해로의 에너지와 수분 유입을 제시한 바 있다(Woods et al., 2013; Kim et al., 2017; Xu et al., 2021:). Figure 3.89와 3.90에는 VIMF와 함께 연직 적분된 바람 패턴을 제시하였다. 먼저 ERA5의 합성장을 살펴보면 DAW일 때 바렌츠-카라해 부근에서 바람 벡터가 고기압성 회전을 나타내는 것을 볼 수 있고, 같은 지역에서 양의 VIMF가 유의하게 나타난다. SAW일 때는 반대로 바렌츠-카라해 부근에서 바람 벡터가 저기압성 회전을 나타내며 같은 지역에서 음의 VIMF가 유의하게 나타난다 (Figure 3.89). 바렌츠-카라해의 연직 수분 속 유입이 DAW와 SAW를 구분하는 요인이 될 수 있음을 의미한다. 그러나 GloSea6에서는 DAW와 SAW 모두 바렌츠-카라해 혹은 우랄 지역으로 고기압성 순환이 나타나고 SAW일 때 음의 VIMF도 나타나지 않으며 오히려 양의 VIMF가 유의하게 나타남을 볼 수 있다. 이러한 모델의 모의 특성 때문에 위에서 살펴본 다른 변수들의 합성장에서도 모델이 DAW와 SAW에서의 차이를 탐지할 수 없었던 것으로 생각된다.

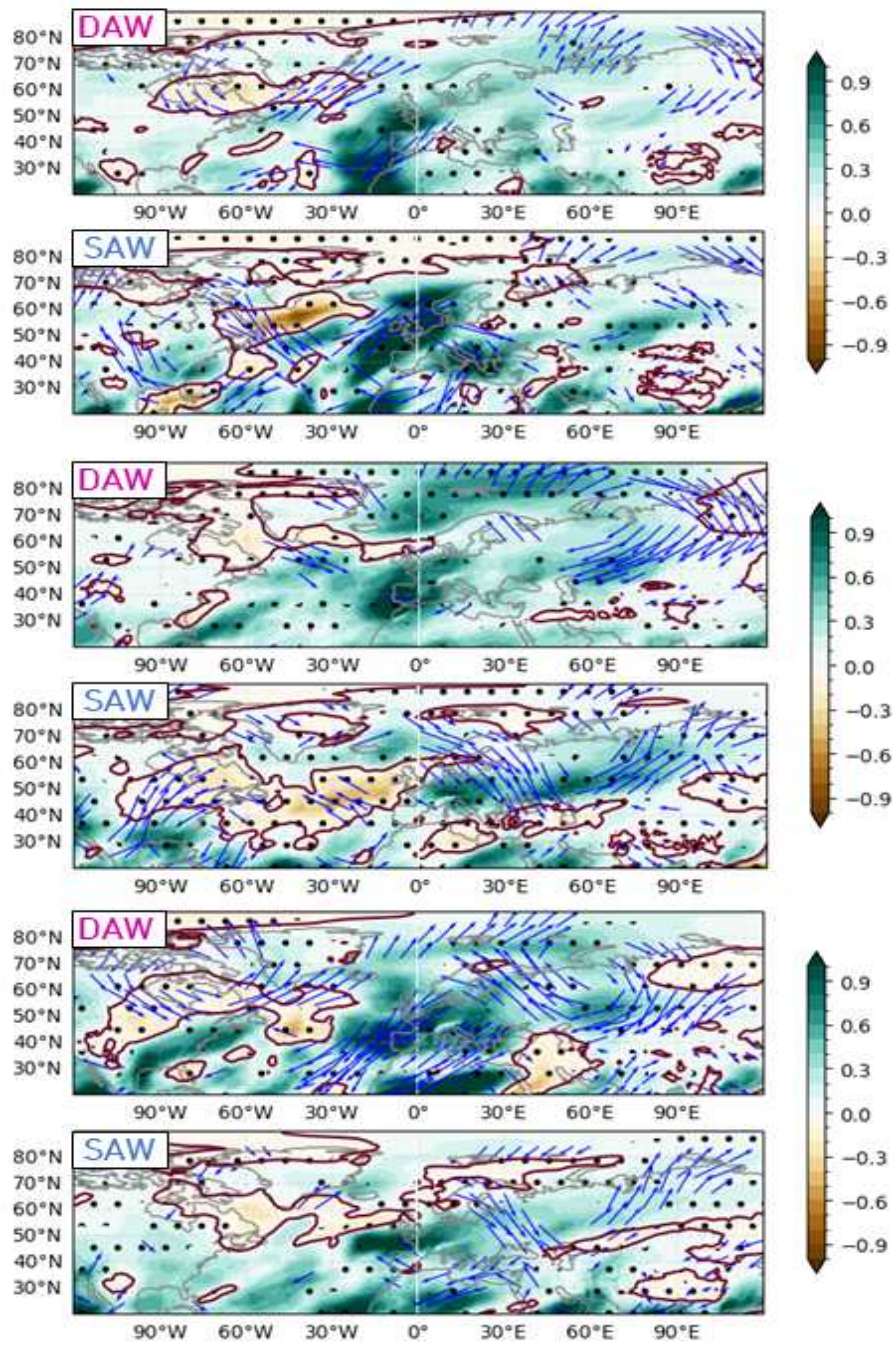


Figure 3.89. Composite pattern of VIMF (shade) and wind (vectors) during DAW and SAW from ERA5. The top two is for December, the two in the middle are for January and the bottom two is for February. Brown solid lines denote where VIMF is 0.

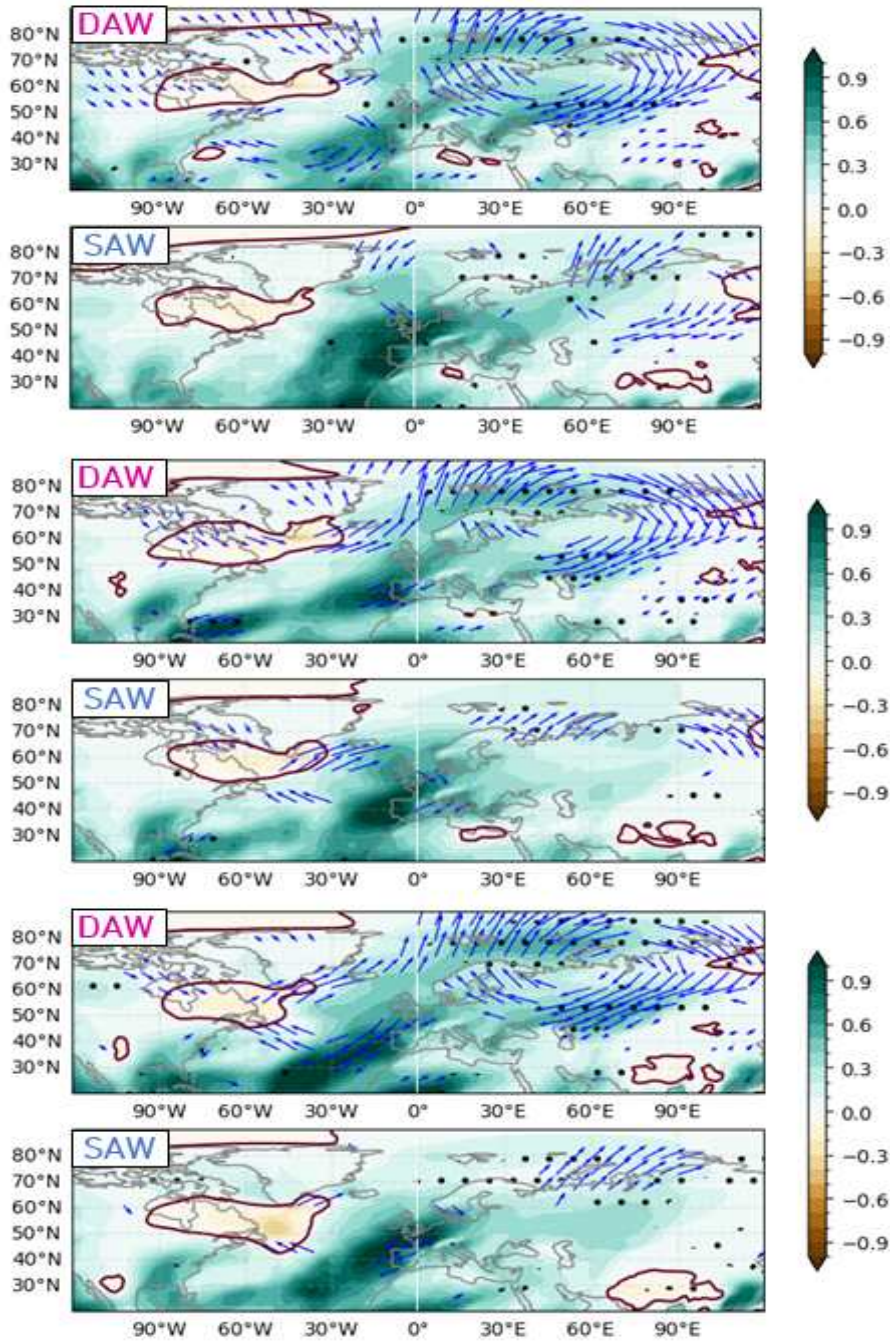


Figure 3.90. Composite pattern of VIMF (shade) and wind (vectors) during DAW and SAW from GloSea6. The top two is for December, the two in the middle are for January and the bottom two is for February. Brown solid lines denote where VIMF is 0.

3.3.3. 3개월 전망에서 극지방 예측 인자의 활용

연구결과를 바탕으로 3개월 전망에서 극지방 예측 인자의 활용 방안을 Figure 3.91에 제시하였다. 12월 DAW와 SAW일 때 재분석자료에서는 모두 동아시아와 우리나라에 뚜렷한 기온편차가 나타나지 않았기 때문에 활용성이 적지만, 모델에서는 저온 편차가 뚜렷하게 나타났다.

즉, 12월에는 모델이 DAW와 SAW 중 어느 쪽을 예측하든지 모델의 동아시아 저온 예측을 신뢰하기 어렵다(Dare). 1월과 2월에는 DAW일 때 재분석자료에서 바렌츠-카라해로 수분의 유입과 30~50° N에서 수평 바람의 약화, 50~70° N에서 수평 바람의 강화, 그리고 WACE 패턴이 나타난다. 이러한 대기 반응은 모델도 유사하게 잘 모의하는 특성이 있으므로 이 시기에 모델이 DAW를 예측한다면 모델의 예측 결과에 북극 연직 온난화에 따른 동아시아 저온 반응이 제대로 반영되어 있을 것으로 판단할 수 있다(Trust). 반면에 1월과 2월 SAW일 때는 재분석자료에서 바렌츠-카라해에 건조 편차가 나타나고, 30~50° N에서 수평 바람의 강화, 50~70° N에서는 뚜렷한 수평바람 편차가 나타나지 않거나 약화되는 것으로 나타났다. 또 극지방에 음의 지위고도 편차가 유의하여 positive-AO와 비슷한 패턴이 나타나고, 극지방에서 중위도까지 유라시아 대륙이 전반적으로 온난편차를 나타낸다. 2월에는 일부 동아시아 저위도 지역에서 저온 편차가 나타나기도 하였다. 하지만 모델에서는 1~2월 모두 이러한 패턴이 전혀 나타나지 않았고, 오히려 DAW와 비슷한 패턴이 강도만 약하게 나타나기 때문에 이 시기에 모델이 SAW를 예측한다면 모델의 예측 결과를 신뢰하기 어렵다(Dare). 따라서 최종 예측 결과에 극지방의 영향을 고려하여 기온 예보를 낮추는 방향으로 조정해주어야 할 것이다.

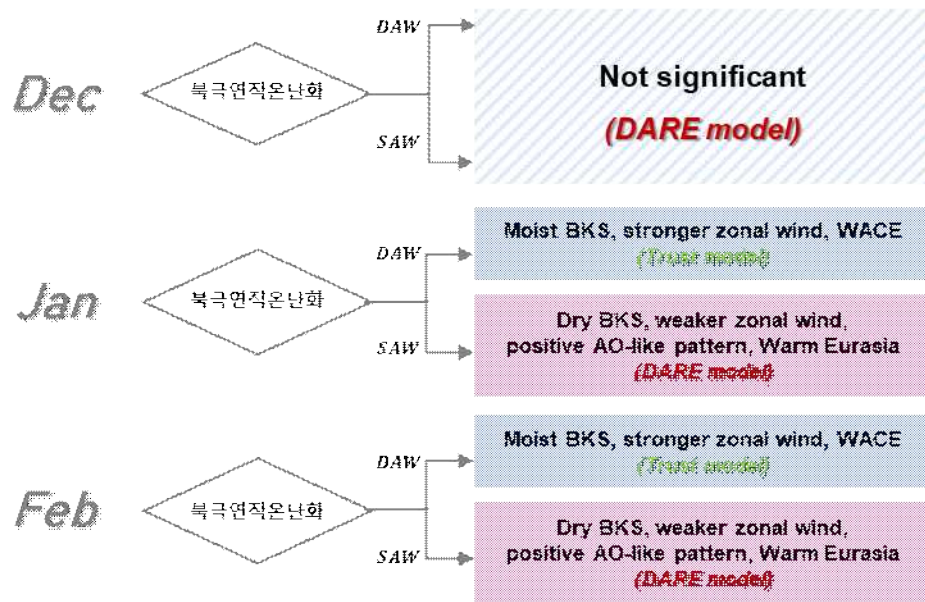


Figure 3.91 A Diagram of results summary.

3.4. 3개월 장기예보 개선을 위한 관측감시인자 활용 방안

앞서 겨울철 우리나라 기온 예측을 위해 장기예보 가이드스에서 제시하고 있는 주요 관측 감시인자 ENSO(열대해양), 유라시아 대륙 눈덮임(중위도), 해빙(극)에 대해 각각 어떠한 메커니즘에 의해 우리나라 기온에 영향을 주는지, 이러한 메커니즘을 모델에서 잘 재현하는지 알아보았다. 이를 요약하면 다음과 같다.

10월 유라시아 대륙 눈덮임 속도의 경우 그 경향성(trend)를 제거하여 감시인자로 활용하여야 하며, 11월~12월의 초겨울에는 눈덮임 지표면 알베도에 의한 기온 변화를 비교적 잘 재현하기 때문에 눈덮임에 대한 반응으로 모델 재현성은 믿을 만 하다. 반면, 1월~2월의 늦겨울에는 지표면 heat flux에 따른 대기 중/상층 반응이 모델의 과거재현기간에는 잘 재현하지 못하는 경향이 있으므로, 이 경우 장기기간의 관측기반 감시인자의 중요성이 커진다. 북극연직온난화의 경우 12월에는 북극연직온난화의 형태에 따른 유의미한 영향이 나타나지 않으며, 1월~2월에는 북극에서 DAW이 나타날 때 우리나라 기온이 하강하는 경향이 뚜렷하다. 열대해양의 경우, 12월은 ENSO에 의한 열대 강수 및 아열대-중위도로의 wave train이 잘 재현되는데 반해, 1월의 경우 아열대-중위도 wave train이 재현되지 않으며, 이 보다는 열대 강수에 의한 유라시아 파동이 더욱 중요한 역할을 한다. 하지만 모델은 유라시아 파동을 재현하지 못하는 경향이 있다. 2월에는 최근 ENSO와 우리나라 주변 기압계 관련성이 증가하여, 특히 엘리뇨일 때 가을철 양의 IOD가 발생할 경우 우리나라 기온을 높이는 경향이 있고, 라니냐일 때 IOD가 함께 발생하지 않으면 우리나라 기온을 낮추는 경향이 있다. 이와 같은 결과를 토대로, 3개월 장기예보 개선을 위한 관측감시인자 활용 방안을 월별로 제시하면 다음과 같다.



Figure 3.92. Schematic diagram summarizing how to use monitoring factors for monthly forecast in Korea in DJF.

4. 1개월 장기예보 개선

4.1. 앙상블 선별에 따른 예측성 향상

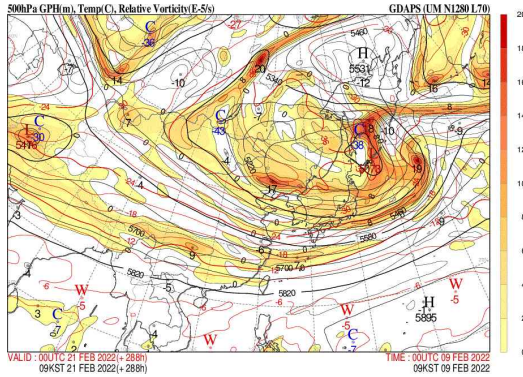
4.1.1. 개요

APEC기후센터에서는 계절내(Sub-seasonal) 예측정보(Vitart et al., 2017)를 수집하여 우리나라 1개월 장기예보 정보를 생산하고 있다. 1개월 장기예보는 매주 예측정보를 생산해야 하므로 정확도 향상과 더불어 예측정보 생산의 객관화를 통한 자동화의 필요성이 높다. 이번 연구는 이러한 요구사항에 맞춰 예보관이 1개월 장기예보 전망시 중요하게 사용하는 방법론을 객관화하고, 이러한 방법의 사용에 따른 예측성의 향상 가능성을 살펴보았다. 일반적으로 기후예측모델은 예측 오차를 줄이기 위해 앙상블 수를 늘리고, 그 평균값을 사용하는 방법을 기본적으로 사용하고 있다. 여기에 추가로 APCC에서는 다중모델 앙상블 예측 방법을 사용하여 예측성을 더욱 높이고 있다(Min et al. 2017). 다만 앙상블 수가 증가할수록 예측성이 향상되는 효과를 볼 수 있지만, 극한기후에 대한 예측성은 감소하고 모델 경계조건에 따른 반응의 결과만 남게 되는 단점이 있다. 반면, Dalelane et al. (2020)은 북대서양-유럽 영역에서 네가지 주요 모델을 기반으로 앙상블을 선택하는 방법을 사용하여 유럽지역의 겨울철 계절예측을 향상시키는 방법을 제시하였다. 다중 모델 앙상블 평균값 뿐만 아니라 특정 정보에 대한 평가와 선별적 이용은 1개월 전망 현업에서 예보관의 주관적으로도 사용되고 있다.

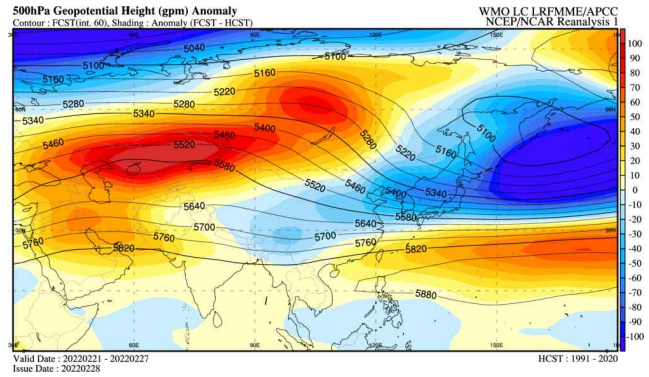
1개월 전망을 위해 예보관은 계절내 예측모델 뿐만 아니라 날씨 규모의 예측모델 중 하나인 기상청의 전지구예보시스템(Global Data Assimilation and Prediction System, GDAPS) 결과를 참고하여 예보를 생산하고 있다. 전지구예보시스템은 최대 12일까지 예측정보를 생산하고 있지만 1개월 전망은 +3주(+14~20일)부터 +6주(+35~41일)까지를 예측해야 하므로 직접적인 사용은 어렵다. 하지만 예보관은 12일 예측정보를 바탕으로 기압계 흐름이 급변하지 않고 선형적으로 진행한다고 가정하고 +3주 초반의 날씨를 예측하고, 계절내 예측모델의 +2주 예측결과를 검증하여 보다 우수한 모델을 선별하는데 활용하고 있다.

Figure 4.1은 GDAPS 예측결과를 활용하여 계절내 예측모델을 선별하여 사용하는 방법의 예시이다. Figure 4.1 (a)는 2022년 2월 9일 00UTC에 예측한 GDAPS +12일 예측결과이며, Figure 4.1 (c), (e), (g)는 2022년 2월 7일 기준 계절내 예측모델 3개(Washington, ECMWF and Exeter)의 +2주에 해당하는 Z500 편차 예측결과이다. 두 자료의 기준 시간이 차이나는 이유는 계절내 예측모델의 경우 매주 월요일 기준 예측자료를 사용하지만 예보관은 매주 수요일 생산되는 GDAPS 자료를 참고하기 때문에 이를 반영하여 자료를 제시하였다. Figure 4.1 (d), (f), (h)는 계절내 예측모델의 +3주 예측 결과이며, Figure 4.1 (b)는 예측결과의 검증을 위해 +3주 예측과 동일한 기간과 변수에 해당하는 NCEP Reanalysis 1(NRA1) 자료이다. Figure 4.1 (a)에서 나타나는 주요한 특징으로 카스피해 주변의 고기압과 한반도 주변의 강한 기압골, 캄차카반도 부근의 블록킹을 볼 수 있으며, 이와 가장 유사한 계절내 예측모델의 +2주 예측결과는 ECMWF (Figure 4.1 (e)) 이다. 계절내 예측모델의 +3주 예측에서도 ECMWF (Figure 4.1 (e)) 예측이 한반도 주변의 음의 편차 분포를 가장 잘 예측하는 것으로 나타나며 이러한 예측성의 우위는 지속된다고 가정하고 1개월 전망 예보에 활용하고 있다.

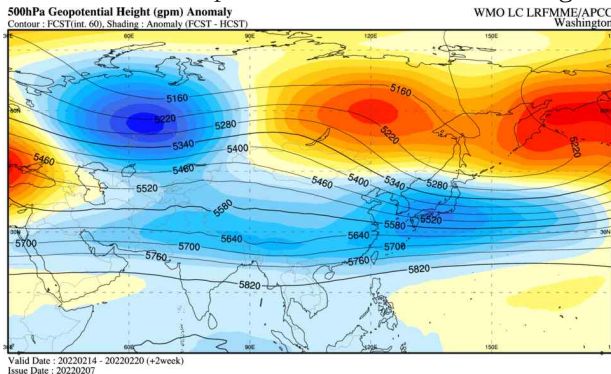
(a) GDAPS prediction (+12 day)



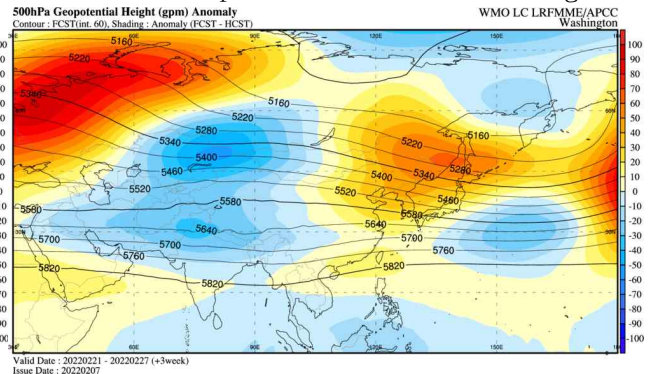
(b) NRA1 (+3 week)



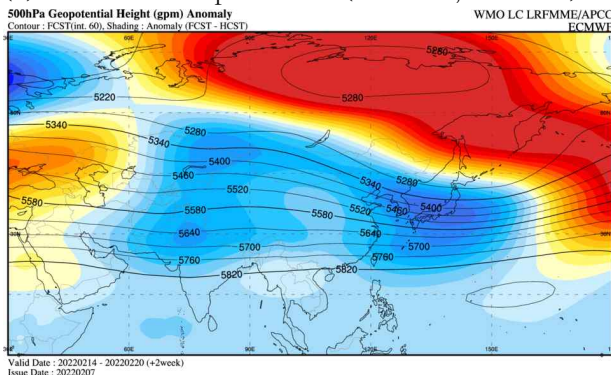
(c) Sub-seasonal prediction (+2 week, Washington)



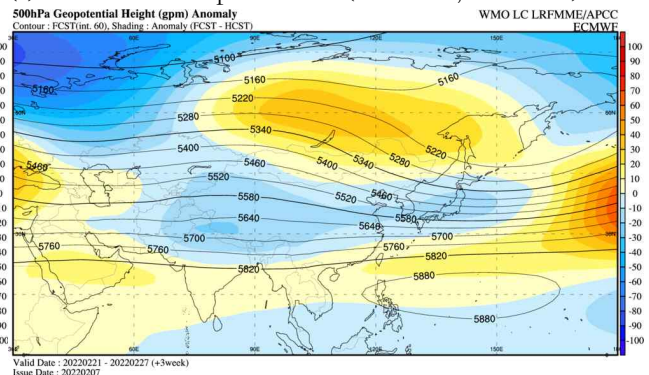
(d) Sub-seasonal prediction (+3 week, Washington)



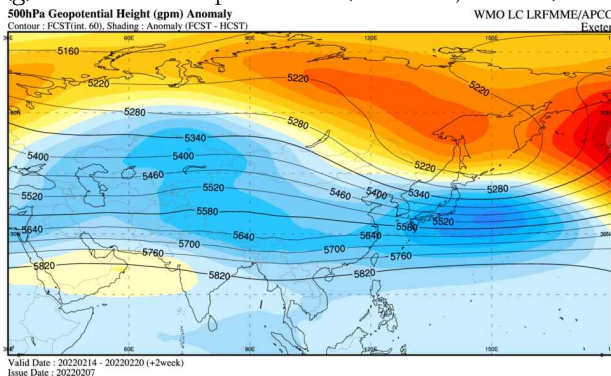
(e) Sub-seasonal prediction (+2 week, ECMWF)



(f) Sub-seasonal prediction (+3 week, ECMWF)



(g) Sub-seasonal prediction (+2 week, Exeter)



(h) Sub-seasonal prediction (+3 week, Exeter)

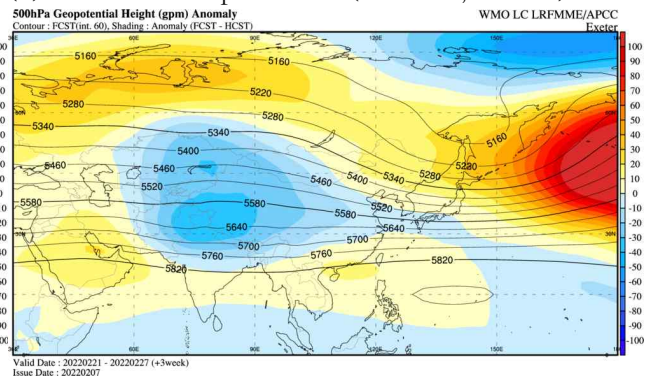


Figure 4.1. Prediction models and reanalysis data. (a) Prediction of the GDAPS model (valid date: February 21, 2022). (b) Z500 anomaly data from NCEP reanalysis 1 (from February 21, 2022, to February 27, 2022). (c, e, g) +2 week predictions, and (d, f, h) +3 week predictions of the sub-seasonal models (Washington, ECMWF, and Exeter, respectively). The base date for the sub-seasonal model prediction is February 7, 2022, and the variable is Z500.

다만, 모델간의 예측성 비교 시 각 모델의 특성에 따라 예측성의 우위가 뚜렷하며, 그 결과 특정 모델이 대부분의 사례에서 선정되는 모습을 보여주고 있다. 이러한 특징은 과거 예측 결과들을 분석하고 나온 예측성의 순위를 그대로 사용하면 되는 것을 의미한다. 반면, 개별 앙상블 간에는 예측성의 우위가 뚜렷하지 않으므로(Figure 4.2), 예측 사례별로 각 앙상블 멤버를 평가하고 사용함에 따라 다른 결과가 예상된다. 따라서 우리는 모델간의 예측성 비교와 선택이 아니라 한걸음 더 나아가서 개별 앙상블의 예측 결과를 실시간으로 비교하고 선별하는 방법을 사용하여 최적의 예측결과를 생산하고자 한다.

이러한 방법론은 미국 National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA)의 Climate Prediction Center (CPC)에서도 예보에 활용하기 위해 연구를 수행하고 있다. Baggett et al. (2021)은 +3~4주 예측을 위해 날씨규모 모델 3종류(ECMWF, ECCO and GEFS)를 혼합하여 예측된 +2주 Z500 예측결과를 활용하여 계절내 예측모델의 앙상블을 선별하는 방법을 사용하였다. 2017년부터 2020년까지 예측에 대한 검증을 수행한 결과 기존 전체 앙상블 멤버를 사용하는 예측대비 Z500 변수는 10.2%, 강수량은 5.2%, 기온은 8.3% 각각 향상됨을 보였다. Baggett et al. (2023)은 앙상블 선별 방법으로 생산된 자료를 CPC의 +3~4주 예측을 수행하는 예보관이 주기적으로 활용하고 있으며, 이 자료는 특히 예측이 어려운 겨울철에 도움이 된다고 하였다. 그래서 2023년부터는 앙상블 선별 방법을 사용한 예측자료를 현업으로 운영하고, 관련 연구는 계속 진행한다고 보고하였다.

우리는 위와 같은 앙상블 선별 방법을 우리나라 1개월 전망 현업에 적용하기 위하여 특정 시점을 기준으로 예측성이 우수하거나 특정 경향을 보이는 앙상블 멤버를 고르는 다양한 방법에 대하여 실험을 수행하였다. 앙상블 선별 방법에 따라 +3주 예측의 결과가 얼마나 향상될 수 있는지 파악하고, 어떤 특성을 보이는지 분석하였다.

4.1.2. 자료 및 실험 설계

앙상블 선별예측의 가능성을 평가하기 위한 실험에는 ECMWF 계절내 예측모델을 사용하였으며, 해당 모델의 특징은 Table 4.1에 제시하였다. ECMWF 계절내 예측모델은 중위도 상층과 중층에서 다른 계절내 예측모델 대비 상대적으로 우수한 예측성능을 보였다(Son et al. 2020). 또한 총 51개의 앙상블 멤버를 활용하여 계절내 예측정보를 생산하고 있으며, 2023년 6월부터는 101개의 앙상블 멤버를 제공하고 있어 단독으로 앙상블 선별예측 실험을 실시하기에 적합한 모델이다. 계절내 예측자료의 수평해상도는 $1.5^{\circ} \times 1.5^{\circ}$ 이며, 다른 모델 및 재분석자료 또한 이 해상도에 맞춰 재격자화 하였다.

Table 4.1. Characteristics of ECMWF sub-seasonal prediction model.

Type	Forecast initial date	Forecast time range	Forecast ensemble size	Hindcast initial date	Hindcast ensemble size	Hindcast period
Extended-range forecast	2/week	+46 day	51	2/week	11	past 20 years

예측자료 검증을 위한 재분석 자료는 ECMWF의 ERA5(Hersbach et al. 2020) 자료를 사용하였다. Z500 변수는 해당날짜 00UTC 순간값을 사용하였으며, 2m temperature (T2M)은 6시간 간격 자료를 평균하여 일단위 자료로 변환하였고, 강수량은 일단위 누적값으로 변환하여 사용하였다. 우리나라 기온과 강수량 관측값은 제주를 제외한 남한지역 ASOS 관측소 62개 지점 평균값을 사용하였다. 모델과 재분석자료의 검증 영역은 북위 21° 에서 81° 와 동경 30° 에서 180° 에 해당하는 확장된 동북아시아 지역을 사용하였으며, 기후 평년기간은 모델과 달리 1991년부터 2020년까지 30년으로 고정하여 계산하였다. 검증을 수행한 기간은 2018년부터 2022년까지이며, 해당기간 주별로 예측한 255회 사례에 대하여 재예측하여 검증한 결과를 분석하였다. 앙상블 선별 시 사용하는 변수는 Z500으로 하였으며, 이는 날씨 규모 모델의 사용할 것을 고려하였을 때 가장 예측성이 우수한 변수이기 때문이다.

앙상블 선별 방법을 실시간으로 운영하기 위해 필수적인 날씨규모 모델은 ECMWF의 Atmospheric Model high resolution 10-day forecast (HRES)를 사용하였다. 해당자료 단일 예측 결과를 제공하고 있으며, 실제 모델의 수평해상도는 0.1° 이고, 제공 자료의 수평해상도는 0.4° 이다. 다만 최대 예측기간이 +10일이므로, 연구결과에서 사용한 +7일에서 +13일 기준 선별이 아니라 +6일에서 +10일까지의 예측을 기준으로 선별하는 것으로 변경하여 적용하였다.

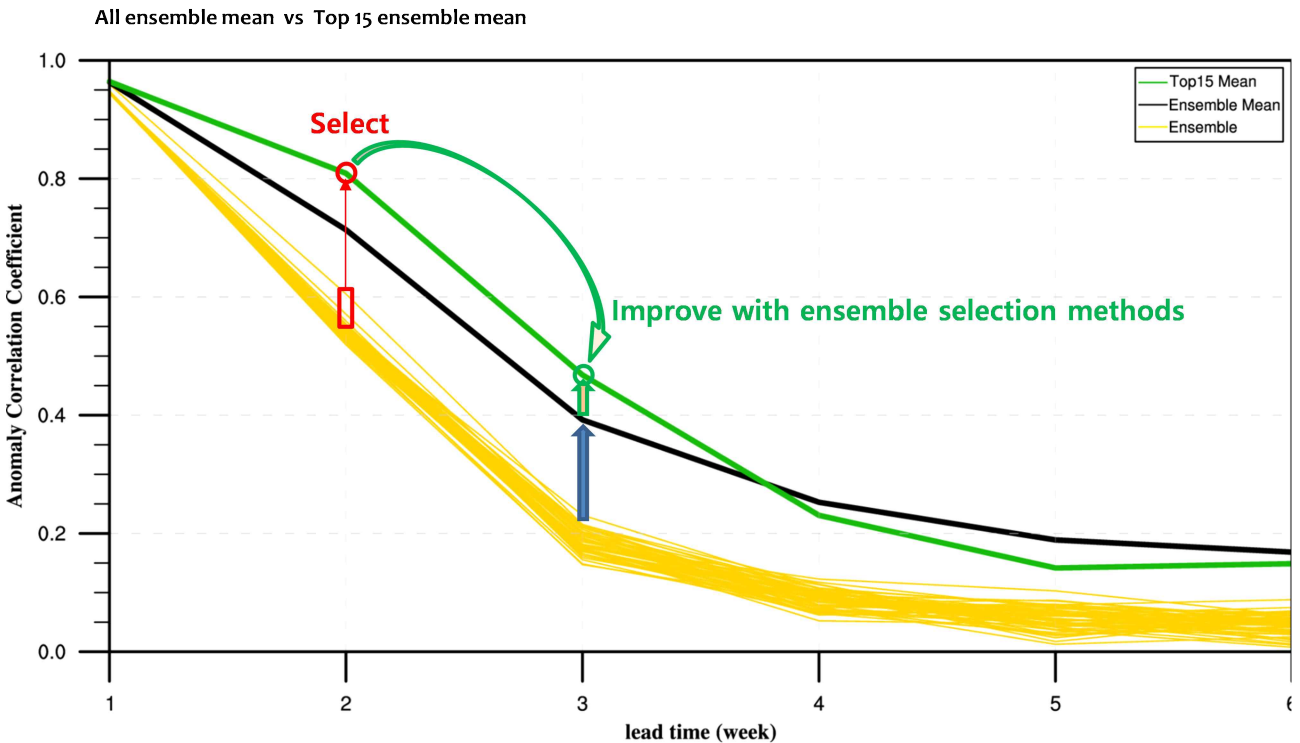


Figure 4.2. Schematic diagram illustrating the improvement in predictability through ensemble selection in the sub-season prediction model. The yellow line represents an individual ensemble, the black line represents the average of the overall ensemble, and the green line represents the average of the selected ensemble. Ensemble selection is performed at the +2 week prediction point, and the results of the +3 week prediction are used.

양상블을 선별하는 시점과 목표로 하는 예측결과의 적용은 Figure 4.2의 모식도에 나타내었다. 모식도의 노란색 선은 개별 양상블 예측의 ACC이며, 검은색 선은 전체 양상블 평균, 초록색은 양상블 선별 평균의 ACC이다. 양상블 선별은 붉은색으로 표시한 것과 같이 +2주 예측 시점에서 수행하고, 양상블 선별에 따른 예측성 향상은 +2주 예측에서부터 +3주까지 이어지는 것으로 예상된다.

이번 연구에서는 Table 4.2와 같이 5가지 양상블 선별 방법으로 나누어 비교하였다. 검증 방법에 따라 크게 두가지로 나누어 볼 수 있는데 Anomaly Correlation Coefficient (ACC)를 사용하는 방법과 Empirical Orthogonal Function (EOF) 분석을 활용하는 방법이 있다. ACC를 사용하는 방법은 선별 시점인 +2주 자료를 검증전에 평균하는지 여부에 따라 DailyACC 방법과 WeeklyACC 방법으로 나뉜다. 주평균하는 방법의 경우 평균에 따른 예측성 향상으로 보다 나은 선별을 기대하며, 주평균 없이 일자료를 그대로 사용하는 방법은 검증시점 내에서 변화하는 기압계 변동을 모두 잘 예측하는 양상블을 선별하기에 적합하다. 다만 일자료를 사용한 양상블 선별 시 +2주 후반의 검증 결과가 +3주에 더 큰 영향을 줄 것으로 판단되나, 실제 현업에 적용시키는 경우 날씨규모 모델의 +2주 후반의 예측성이 크게 떨어지므로, 이번 연구에서는 위도에 따른 가중치는 적용하였지만 예측 시간에 따른 가중치는 적용하지 않았다.

Table 4.2 Verification methods and data processing procedures, organized by experiment.

Experiment name	Verification method	Verification data time average	Data for EOF analysis
DailyACC	ACC	Daily average	-
WeeklyACC	ACC	Weekly average	-
DailyEOFAll	EOF mode bias	Daily average	All season
DailyEOF3Mon	EOF mode bias	Daily average	Same season as the forecast
DailyEOF1Mon	EOF mode bias	Daily average	Same month as the forecast

EOF 분석을 사용한 양상블 선별방법은 EOF 분석시 사용하는 재분석자료의 특징에 따라 3가지로 나누었다. 전체 계절을 모두 사용하여 EOF 분석을 수행한 실험의 경우 DailyEOFAll로 표시하였으며, 검증시점 전후의 월을 포함하여 총 3개월의 값만 사용하여 EOF 분석을 한 경우는 DailyEOF3Mon으로 표시하였고, 검증시점과 동일한 월만 사용하여 EOF 분석을 한 실험은 DailyEOF1Mon으로 표시하였다. 이렇게 EOF 분석을 수행하고 얻은 1에서 4까지 모드에 대하여 각각 재분석 자료와 모델의 양상블 결과를 투영하여 값을 얻는다. 여기서 얻은 재분석 자료와

각 앙상블 멤버 값으로 RMSE를 계산하고 모드별 합을 구한다. 이렇게 계산한 값이 적은(오차가 작은) 기준으로 앙상블을 선별한다.

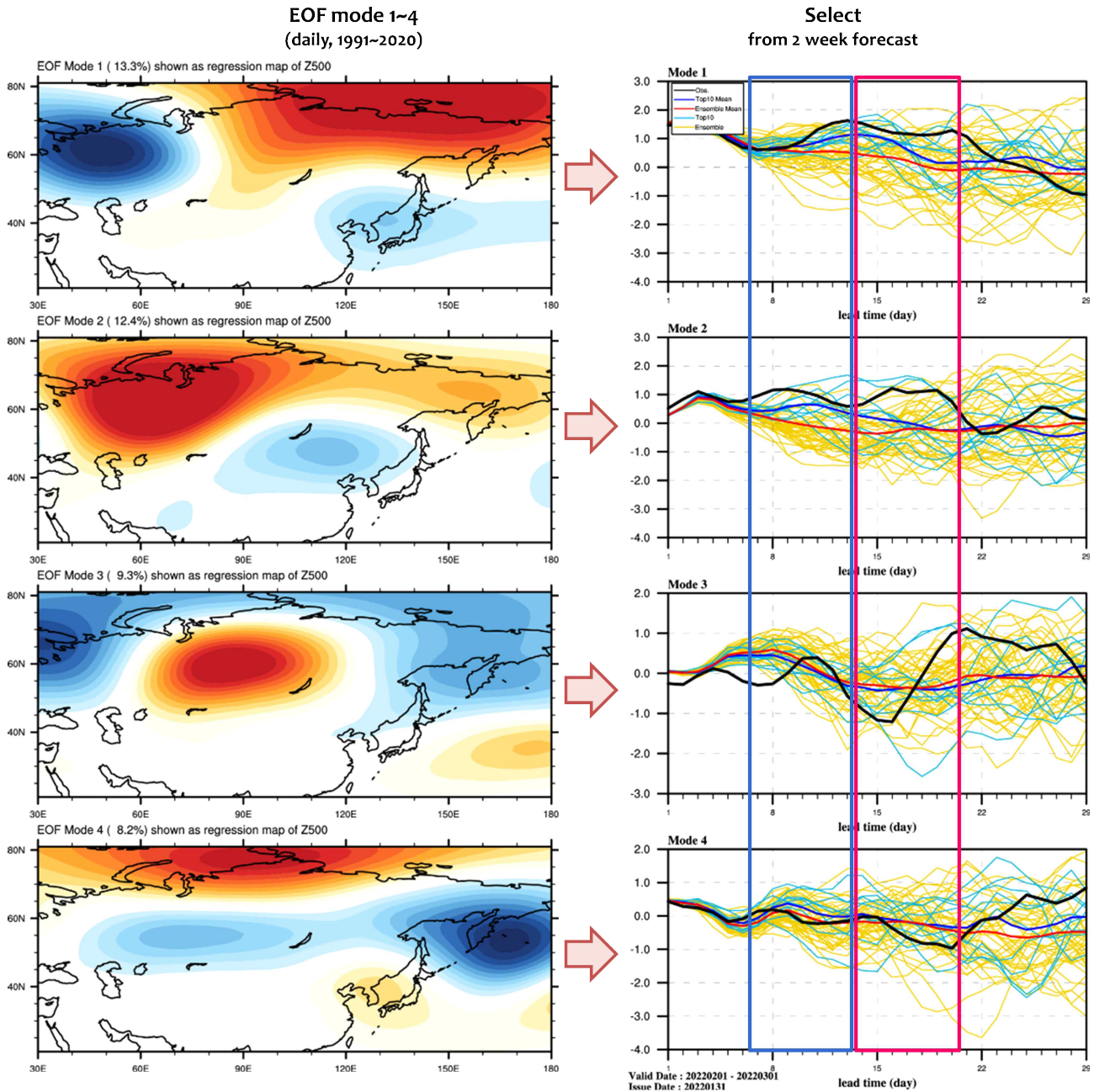


Figure 4.3. Schematic diagram of the ensemble selection method using EOF analysis. The left panel shows the pattern from EOF modes 1 to 4, and the right panel illustrates the selection (indicated by the blue line) of ensembles that predict each pattern well at the +2 week of prediction.

앞서 설명한 EOF 분석을 사용한 앙상블 선별에 관한 모식도를 Figure 4.3에 나타내었다. Figure 4.3의 왼쪽에는 DailyEOFAll 방법에 사용한 EOF 모드1부터 4까지의 패턴을 표시하였다. 우리나라 기온과 관련하여 북극지역의 변동과 우랄산맥과 캄차카반도지역의 블로킹 현상이 보

이며, 모드4의 경우는 여름철에 캄차카반도와 동시베리아지역에 블록킹이 발생할 때 한반도 상공에 기압골이 머무는 패턴(현재 그림에서 부호는 반대)과 유사하게 나타났다. Figure 4.3의 오른쪽은 각 패턴을 잘 예측하는 앙상블을 +2주 예측 시점에서 선별(하늘색 선)하는 것을 나타낸다. 이때 노란색 선은 각 개별앙상블이 예측한 값이며, 모든 앙상블 멤버를 평균한 값은 붉은색 선으로 표시하였다. 선별한 앙상블(하늘색 선)로 평균한 예측(파란색 선)은 모든 앙상블 멤버를 평균한 값에 비해 전반적으로 재분석자료를 투영한 값(검은색 선)과 유사하게 나타난다.

4.1.3. 앙상블 선별에 따른 3주 예측 결과

DailyEOFAll 앙상블 선별 방법을 사용하여 +3주 예측한 Z500 편차 예시를 Figure 4.4에 나타내었다. Figure 4.4 왼쪽 최상단 패널은 예측자료의 검증을 위해서 예측과 동일시점의 ERA5 자료를 표시하였으며, 나머지 패널들은 이미지 우측상단에 표시한 숫자만큼 우수한 앙상블만을 선별하여 예측한 값을 나타내었다. 기존과 같이 전체 앙상블을 평균한 예측결과는 우측 가장 아래 패널에 표시하였다. 해당 예측자료는 ECMWF 계절내 모델의 2022년 1월 31일 초기장 모델을 사용한 결과이다.

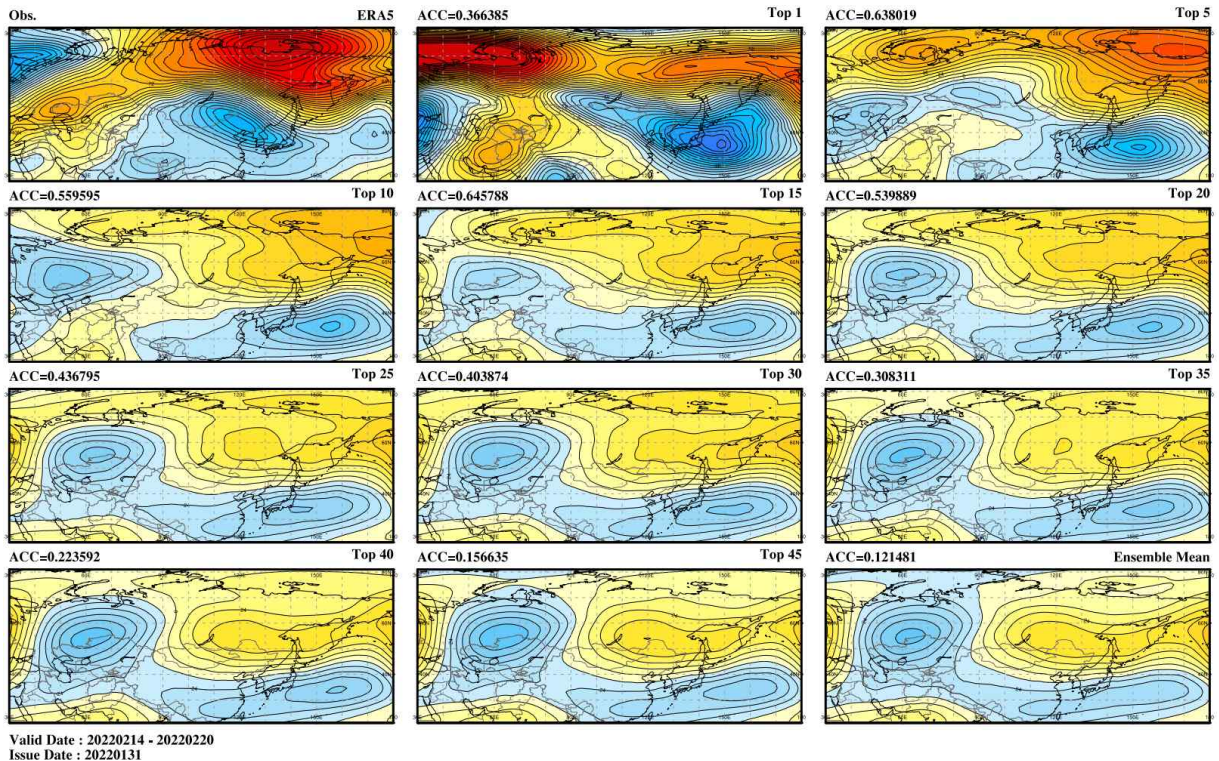


Figure 4.4. Example of a +3 week prediction of Z500 anomaly using ensemble selection. The top left panel shows the ERA5 data used for verification, while the remaining panels display selected and averaged prediction data, as good as the number indicated at the top right of each image. The ECMWF sub-season model was used for the prediction, with an initial date of January 31, 2022.

예측결과의 해당영역 ACC 값은 상위 15개 앙상블을 평균한 실험에서 경우 0.646으로 기존 전체 앙상블 평균한 0.121보다 매우 큰 것을 알 수 있다. 개별 사례의 경우 이지만 이처럼 예측성이 크게 향상됨은 물론 20개 이내의 앙상블 멤버를 선별한 결과에서 우리나라 위쪽의 강한 음/양의 편차값 강도를 보다 실제와 가깝게 예측함으로써 극단적인 기후의 발생 가능성에 대한 보다 향상된 정보를 제공할 것으로 보인다.

Figure 4.5은 5가지 앙상블 선별 방법에 따른 +2주와 +3주 Z500 예측결과를 ACC 방법으로 검증한 것이다. 선색깔은 선별하는 앙상블 개수를 나타내며, 검증 대상기간은 2018년부터 2022년까지 255회 예측이다. 하늘색 선(top 1)과 파란색 선(top 5)으로 표시되는 실험 결과를 제외하고는 모두 선별하는 시점인 +2주의 예측성 향상 정도가 +3주까지 비슷한 비율로 유지되는 것으로 나타났다. +3주 예측에서 높은 ACC 값을 보이는 적정 앙상블 선별 개수는 15개(초록색 선)에서 20개(노란색 선) 사이로 분석되었다. 이러한 경향은 5가지 선별 방법 모두 동일하지만 특히 DailyACC 방법이 비교적 높은 ACC 결과를 보였다. 그 이유는 검증 방법과 동일하게 DailyACC 방법 또한 ACC값을 기준으로 선별하기 때문에 다른 방법 대비 높은 값으로 평가되는 것으로 유추할 수 있다. 그리고 두가지 ACC 검증을 사용하는 방법 중 WeeklyACC 실험이 상대적으로 예측성이 낮으며, 이는 검증 시점의 평균값 보다는 검증 시점의 기압계 일변화 각각을 모두 잘 예측하는 것이 중요한 요소인 것을 알 수 있다.

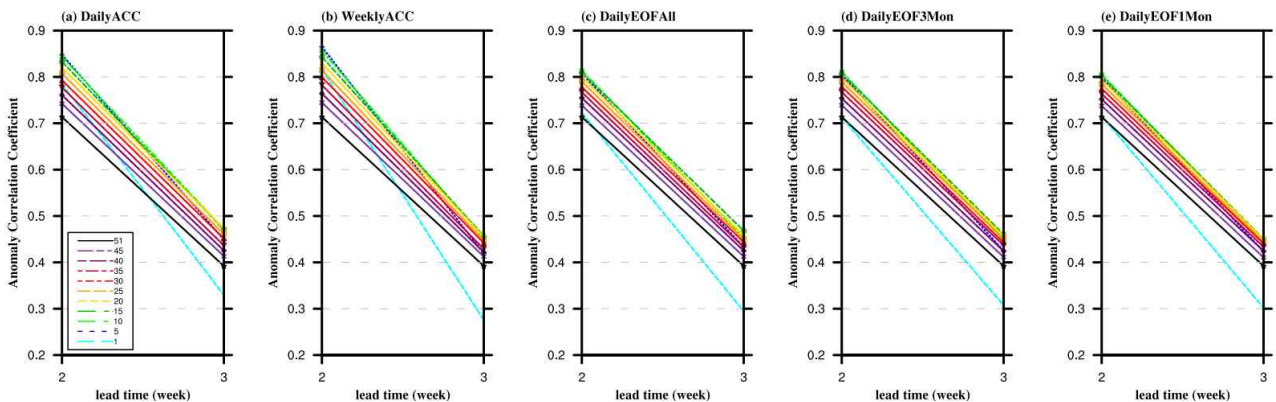


Figure 4.5. Z500 predictability according to the ensemble selection method. The figure shows the ACC value of the verification area at the ensemble selection time (+2 week prediction) and at +3 week prediction time. The color of the line indicates the number of ensembles selected. The verification period encompasses 255 predictions from 2018 to 2022.

다음으로 앙상블 선별하는 시점에 따라 +3주 예측의 결과가 어떻게 달라지는지 실험해보았다. Figure 4.6은 DailyEOFALL 선별 방법을 계절내 예측모델의 +1주 예측과 +2주 예측 시점에 각각 적용한 후 3주 예측결과를 비교한 것이다. Figure 4.6(b)는 +2주 예측에 앙상블 선별 방법을 적용하여 예측을 수행한 것이며 Figure 4.6(c)과 동일하다. 반면, Figure 4.6(a)는 +1주 시점에서 앙상블 선별을 수행한 결과 선별 전후의 ACC 값 차이가 작으며, 심지어 1개의 앙상블 멤버를 선택하는 경우(하늘색 선)에도 전체 앙상블 멤버 평균과 차이가 작다. +3주 예측의

결과도 +2주 시점에서 선별한 실험과는 달리 선별하는 앙상블 멤버의 수가 많을수록 ACC 값이 커지며, 모든 앙상블 멤버를 다 사용하는 경우(검은색 선) 가장 높은 ACC 값을 보였다. 즉, +1주 시점에서 앙상블을 선별하는 것은 이번 연구의 방법론이 효과적으로 작동하지 않음을 알 수 있다. 이는 +1주 시점에서는 개별 앙상블 멤버간의 예측방향이 충분히 분산되지 않고 대부분 예측을 잘하기 때문이며, +3주 예측까지 기간 또한 멀어서 선별 시점의 예측 특징이 유지되지 못한 결과로 분석된다. 따라서 선별 방법의 적용은 +2주 시점으로 하였다.

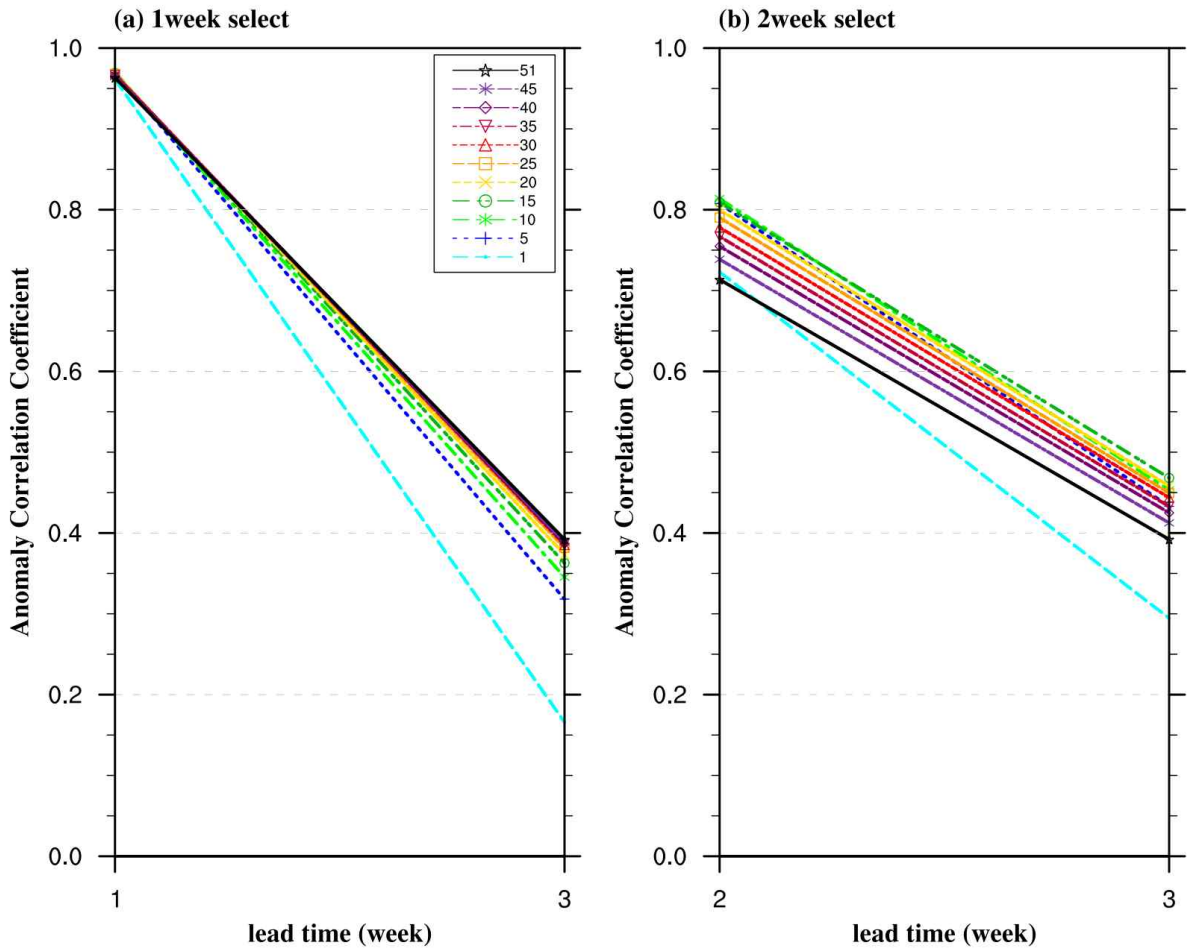


Figure 4.6. Predictability of Z500 based on ensemble selection time. (a) +1 week select and (b) +2 week select.+ Additional details are as shown in the figure 4.5.

4.1.4. 앙상블 선별에 따른 우리나라 기온/강수량 확률예측 결과

Z500 변수를 앙상블 선별 방법을 사용하여 선별한 후 기온과 강수량에 대한 확률예측 수행하였다. Figure 4.7은 DailyEOF3Mon 방법을 사용한 T2M 확률예측이 기존 확률예측 대비 얼마나 향상되었는지를 보여주는 분포도이다. 검증은 Relative Operating Characteristics (ROC) score로 계산하였으며, 상위 10개의 앙상블만을 선별한 경우와 전체 앙상블을 사용한 +3주 확률예측 차이를 나타내었다. Figure 4.7(a)는 Above normal, Figure 4.7(b)는 near normal, Figure

4.7(c)는 Below normal 예측에 대한 결과이며, 검증 기간은 변수는 T2M 이며, 검증 대상기간은 2018년부터 2022년까지 255회 예측이다.

Above normal과 Below normal 예측에서 카스피해 부근과 우리나라와 만주지역 주변으로 앙상블 선별에 따른 예측성 향상이 두드러지게 나타났다. 우리나라 주변으로는 대략 ROC score가 0.05 내외로 상승하였다. 이것은 앙상블 간의 차등이 크게 나타나는 중위도 기압계 패턴에 따라 이 지역의 기온이 크게 변화하기 때문으로 보인다. 특히 강한 블로킹과 같은 현상은 이들 지역의 기온에 많은 영향을 주고, 지속기간이 길어서 앙상블 선별 시 이러한 기압계 패턴을 잘 예측하는 앙상블 멤버를 선별함에 따른 효과로 추정된다.

반면, 해양과 저위도 지역에서는 ROC score의 차이가 거의 없는 것으로 나타났다. 이러한 특징은 해당 지역의 T2M과 Z500 변수의 앙상블 간의 차이가 작으며, 중위도 기압계의 영향이 비교적 적은 영역이기 때문에 앙상블 선별의 효과가 작은 것으로 보인다. 그럼에도 불구하고 동북아시아 지역의 내륙에서의 유의미한 예측성 향상은 이 연구결과의 중요성을 잘 보여준다고 할 수 있다.

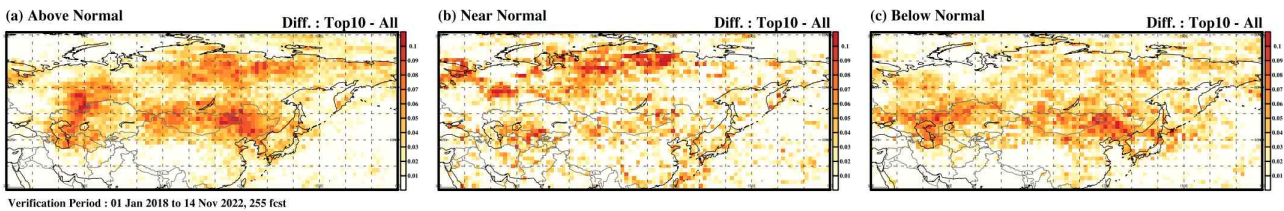


Figure 4.7. Spatial distribution of improvement in +3 week probabilistic prediction according to the ensemble selection method. (a) Above normal, (b) Near normal, and (c) Below normal prediction. The verification variable is 2m temperature, and the verification method is the ROC score. The verification period encompasses 255 predictions from 2018 to 2022.

앙상블 선별 개수 및 선별 방법에 따른 우리나라 +3주 강수량과 기온 확률예측을 수행하고, 평년보다 많거나 높을 확률예측의 ROC score 값을 계산하여 Figure 4.8과 Figure 4.9에 나타내었다. 가로 항목은 선별한 앙상블 개수이며, 세로 항목은 앙상블 선별 방법에 따른 실험명이다. 가장 우측의 51개 앙상블 개수 선별의 결과는 현재 사용하고 있는 모든 앙상블 멤버를 평균한 결과와 같다. 먼저 Figure 4.8의 강수량 확률예측 검증 결과는 전반적으로 선별하는 앙상블의 개수가 많을수록 증가하는 경향을 보이며, 모든 앙상블을 사용한 예측대비 ROC score가 0.01 내외로 소폭 향상됨을 보여주고 있다. 그중에서 예측성 향상 정도가 큰 실험은 DailyEOF3Mon과 DailyEOF1Mon 방법을 사용하고 선별하는 앙상블의 개수가 25개 이상인 경우에 나타났으며, ROC score는 0.637이다.

반면 Figure 4.9의 기온 확률예측 검증 결과를 보면, 전반적으로 선별하는 앙상블의 개수가 적을수록 증가하는 경향을 보이며, 모든 앙상블을 사용한 예측대비 ROC score가 0.05 내외로 다소 높게 향상됨을 보여주고 있다. 그중에서 예측성 향상 정도가 가장 큰 실험은

DailyEOF3Mon 방법을 사용하고 선별하는 앙상블의 개수가 10개인 경우에 나타났으며, 이때 ROC score는 0.747이다. 이처럼 강수량 예측과 다른 특징을 보이는 것은 기온 변수의 예측성이 강수량보다 높기 때문에 보다 적은 앙상블 멤버를 선별하는 경우에도 예측성이 확보되기 때문으로 분석된다.

exp.	5	10	15	20	25	30	35	40	45	51
DailyACC	0.603	0.617	0.625	0.630	0.628	0.631	0.631	0.630	0.631	0.628
WeeklyACC	0.612	0.611	0.614	0.624	0.630	0.627	0.628	0.632	0.632	0.628
DailyEOFAll	0.599	0.616	0.624	0.623	0.629	0.632	0.625	0.628	0.636	0.628
DailyEOF3Mon	0.596	0.621	0.620	0.626	0.636	0.637	0.635	0.632	0.634	0.628
DailyEOF1Mon	0.608	0.602	0.607	0.609	0.633	0.628	0.636	0.637	0.637	0.628

Verification Period : 01 Jan 2018 to 14 Nov 2022, 255 fest

Figure 4.8. ROC score of Korea's +3 week precipitation above normal probabilistic prediction, categorized by the number of ensembles and ensemble selection methods. The verification period encompasses 255 predictions from 2018 to 2022.

exp.	5	10	15	20	25	30	35	40	45	51
DailyACC	0.718	0.727	0.724	0.727	0.724	0.722	0.720	0.719	0.709	0.700
WeeklyACC	0.725	0.722	0.714	0.712	0.714	0.717	0.713	0.714	0.709	0.700
DailyEOFAll	0.712	0.725	0.728	0.728	0.725	0.728	0.721	0.718	0.713	0.700
DailyEOF3Mon	0.741	0.747	0.731	0.729	0.724	0.730	0.720	0.718	0.711	0.700
DailyEOF1Mon	0.729	0.728	0.732	0.728	0.729	0.721	0.718	0.720	0.711	0.700

Verification Period : 01 Jan 2018 to 14 Nov 2022, 255 fest

Figure 4.9. ROC score of Korea's +3 week 2m temperature above normal probabilistic prediction, categorized by the number of ensembles and ensemble selection methods. The verification period encompasses 255 predictions from 2018 to 2022.

하지만 앙상블 선별 방법에 따라 10개 미만의 멤버를 선택하는 경우 기존에 사용하던 확률예측 방법론의 취약점이 두드러지게 나타났다. 기존의 1개월 전망을 위한 확률예측을 계산하는 경우 강수량과 기온의 방법론을 일치시키기 보팅(Voting) 기법을 사용하였다. 보팅 기법은

평년보다 높거나 낮은 기준을 중심으로 평년보다 높거나 비슷, 낮음의 세 카테고리에 포함되는 앙상블 멤버수를 카운트하여 총 앙상블 멤버수 대비 비율로 확률을 계산하는 방법이다. 해당 방법은 앙상블 멤버가 충분히 많은 경우 정상적으로 작동을 하지만 이번 연구처럼 앙상블 멤버가 적어지는 경우 확률예측이 정상적으로 이루어지지 않는다.

exp.	5	10	15	20	25	30	35	40	45	51
DailyACC	0.741	0.739	0.735	0.732	0.727	0.728	0.724	0.721	0.718	0.706
WeeklyACC	0.743	0.733	0.726	0.720	0.719	0.716	0.719	0.718	0.716	0.706
DailyEOFAll	0.738	0.733	0.740	0.740	0.729	0.726	0.719	0.723	0.721	0.706
DailyEOF3Mon	0.754	0.752	0.736	0.730	0.729	0.735	0.726	0.725	0.715	0.706
DailyEOF1Mon	0.745	0.731	0.730	0.730	0.733	0.728	0.731	0.727	0.715	0.706

Verification Period : 01 Jan 2018 to 14 Nov 2022, 255 fest

Figure 4.10. Probabilistic prediction using the Gaussian fitting method. Additional details are as shown in the figure 4.9.

따라서 우리는 주별 평균 기온의 기후값과 예측값의 분포가 가우시안 분포를 따른다고 가정하고, 선별된 앙상블 멤버의 분포를 가우시안 분포로 피팅하여 평년값과 비교한 면적으로 확률예측 값을 계산하였다. 이렇게 얻어진 기온의 확률예측 결과는 Figure 4.9와 동일한 방법으로 Figure 4.10에 나타내었다. 기존 확률예측 계산 방법을 사용한 결과 대비 전체 실험 방법과 앙상블 선별 개수에서 뚜렷하게 예측성이 향상되는 결과를 얻었다.

앙상블 선별 방법에 따른 예측성의 향상정도를 가늠하기 위해 각 무작위로 선별하는 방법과 비교 실험을 진행하였다. Figure 4.11은 DailyACC(파란색 선) 및 DailyEOF3Mon(빨간색 선) 방법으로 앙상블을 선별한 후 T2M 확률예측을 수행하였을 때, 앙상블 선별 개수에 따른 ROC score를 나타내었다. 그와 함께 앙상블 선별 개수에 따라 각 사례별(255회)로 100회씩 총 25,500회 무작위 선별을 수행한 결과(검은색 선)를 함께 표시하였다. Figure 4.11(a)는 평년보다 높은 기온을 예측한 확률에 대한 검증이며, Figure 4.11(b)는 평년과 비슷, Figure 4.11(c) 평년보다 낮은 기온을 예측한 경우이다. 평년과 비슷할 것으로 예측한 값에 대한 ROC score는 다른 두 카테고리 예측대비 예측성이 낮으며, 앙상블 선별에 따른 향상정도 또한 작다. 15개 미만으로 앙상블을 선별하는 실험에서 평년보다 높거나 낮을 것으로 예측하는 확률 값의 ROC score는 무작위 선별 대비 뚜렷하게 향상된 결과를 보였다. 이 실험에서 보인 최적의 앙상블 선별 조건은 DailyEOF3Mon 방법을 사용하면서 8개 앙상블을 선택하는 것으로 ROC score가 0.761로 나타났다.

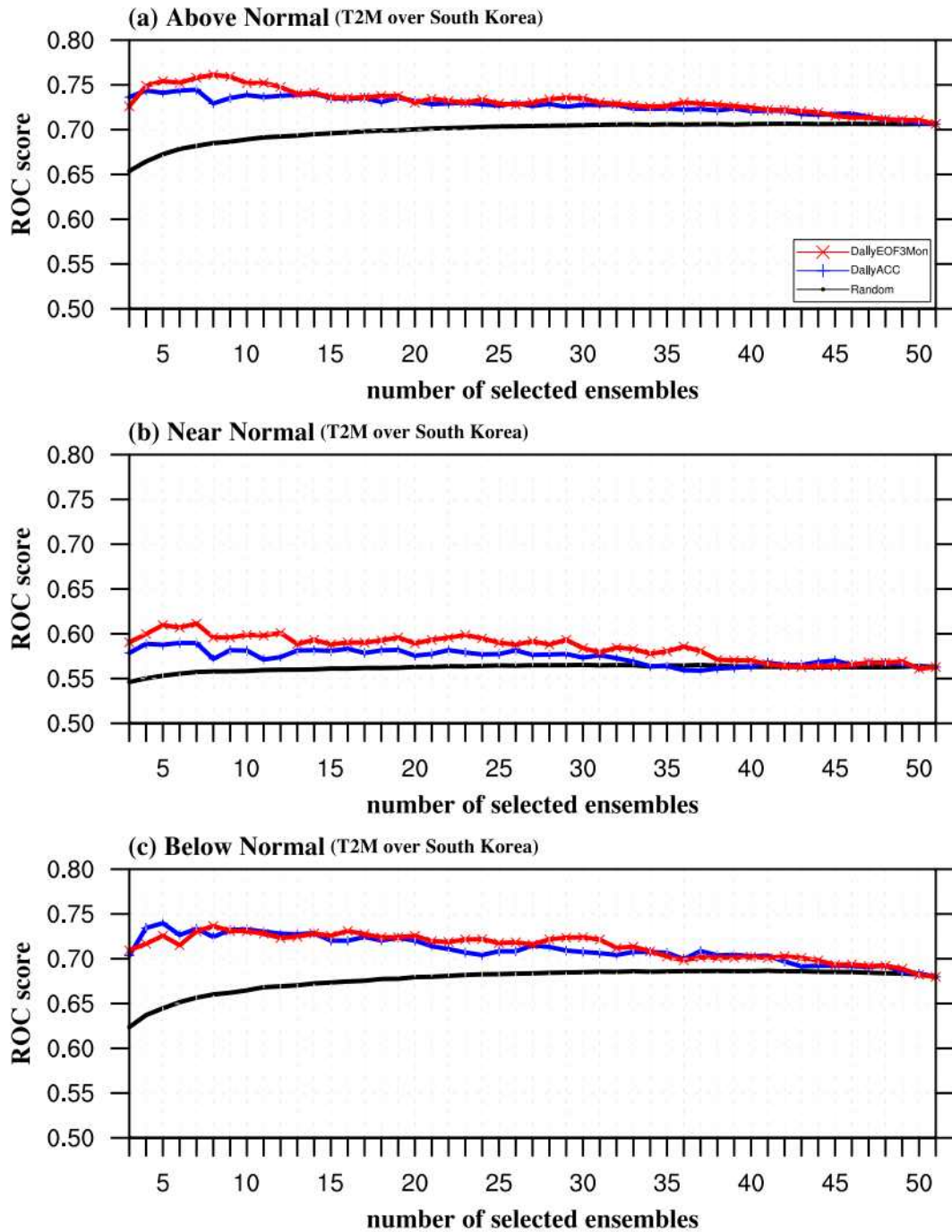


Figure 4.11. ROC score comparison of ensemble selection methods. The figure shows the ROC scores of the DailyACC method (blue lines) and the DailyEOF3Mon method (red lines), compared to the random selection method (black lines). The scores are shown according to the number of ensemble selections. (a) Above normal, (b) Near normal, and (c) Below normal prediction. The verification period encompasses 255 predictions from 2018 to 2022.

무작위로 선별하는 실험을 통해 앙상블 수의 증가가 예측성 향상에 어느정도 기여하는지 알 수 있다. 무작위로 25개 앙상블 선별의 경우 ROC score는 0.704이며, 여기서 두배로 앙상블 수를 늘려서 50개의 앙상블을 선별하는 경우 ROC score는 0.706이다. 이처럼 25개가 넘어가는 경우 앙상블 수의 증가는 예측성을 더 향상 시키기는 어려운 것을 알 수 있다. 반면, 이상적으로 최적의 앙상블 선별을 수행한다면 ROC score는 최대 0.055 까지 향상되며, 앙상블 멤버수를 25개에서 50개로 두배 증가시키는 결과대비 27배 이상의 효과를 볼 수 있다.

4.1.5. 앙상블 선별 방법을 사용한 현업 3주 기온 확률예측 향상 가능성

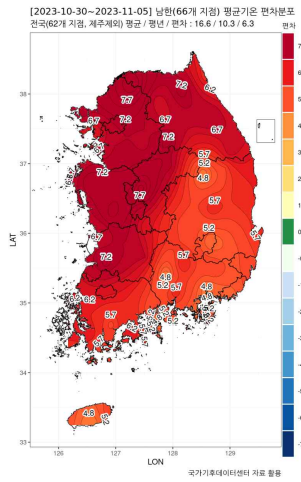
우리는 실제 1개월 전망 현업에 사용하기 위해 앙상블 선별 연구를 진행하고 있으며, 이를 위해 가장 중요하게 고려해야 할 점은 현업예보 일정안에서 자료가 실시간으로 생산 가능해야 한다. 실시간으로 자료를 생성하기 위해서는 +2주 예보시점에 가장 예측성이 우수한 자료가 필요하며, 이 자료는 기존의 계절내 예측자료보다 예측성이 우수해야 한다.

이러한 조건을 만족하면서 가용한 예측자료는 ECMWF open data 서비스에서 제공하는 ECMWF HRES 자료이다. HRES 자료는 하루에 두 번 최대 +10일 예측결과를 제공하며, 매주 화요일 00UTC 기준의 예측결과는 매주 화요일 17시에 수신을 완료하고, 앙상블 선별 예측을 수행할 수 있다. 다만 이 자료는 축적된 자료를 받을 수는 없으며, 실시간으로 자료를 수집하여 활용해야 하는 단점이 존재한다. 2023년 후반부터 자료수집 시스템을 구축하여 자료를 축적하고 있으나 실시간 예측에 최적화된 앙상블 선별 방법과 조건을 찾거나 일반적인 검증결과를 제시할 만큼 충분히 자료를 확보하지는 못하였다.

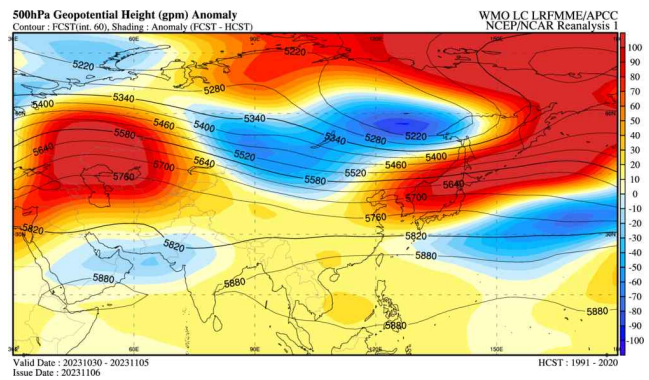
다만 이번 가을에 나타난 몇몇 사례에서 실시간 앙상블 선별 방법을 활용한 예측결과가 기존 앙상블 멤버 전체를 사용하는 경우보다 나은 예측정보를 제공하는 경우도 있으며, 실제 현업에서는 어느 수준의 자료가 생산될지 가늠해보기 위해 몇몇 사례에 대한 간략한 결과를 소개 하고자 한다. 실시간 앙상블 선별은 앞선 연구와 달리 +6일에서 +10일까지의 예측을 기준으로 선별을 수행하며, 선별방법은 DailyEOF3Mon으로 고정하고, 앙상블 선별 개수도 10개로 하였다.

Figure 4.12는 2023년 10월 16일 기준으로 +3주 예측한 결과에 대한 검증이다. 대상기간은 2023년 10월 30일부터 2023년 11월 5일까지이며, 이때 우리나라가 기온은 평년보다 매우 높은 +6.3도를 보였다. 기존의 ECMWF 모델의 앙상블 전체를 사용한 확률 예측결과도 기온이 높을 확률을 68%로 높게 보았지만, 앙상블 선별 방법을 적용한 예측의 경우 86%로 예측하여 극한기후 발생 시 보다 확실한 예측정보 제공이 가능 할 것으로 보인다. 하지만 Z500 편차장 예측의 경우 바이칼호 부근의 음의 편차와 관련한 패턴은 유사하게 예측하는 반면, 한반도 주변의 양의 편차 패턴은 다소 불일치하는 것을 보이고 있어서 Z500 예측과 관련해서는 최적화가 더 필요할 것으로 판단된다.

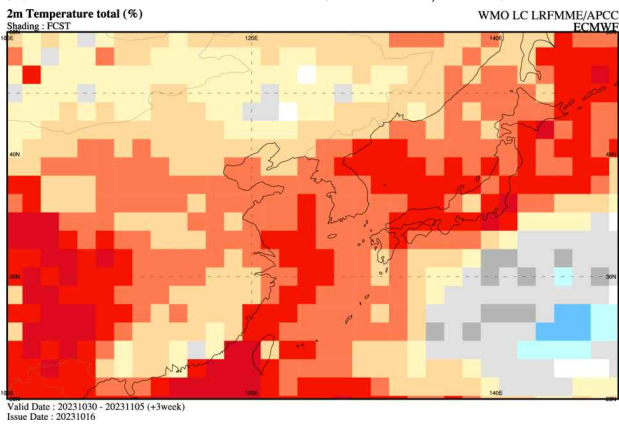
(a) ASOS (Temperature)



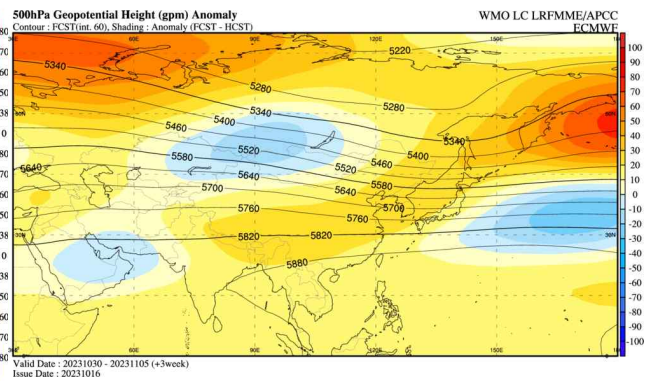
(b) NRA1 (Z500)



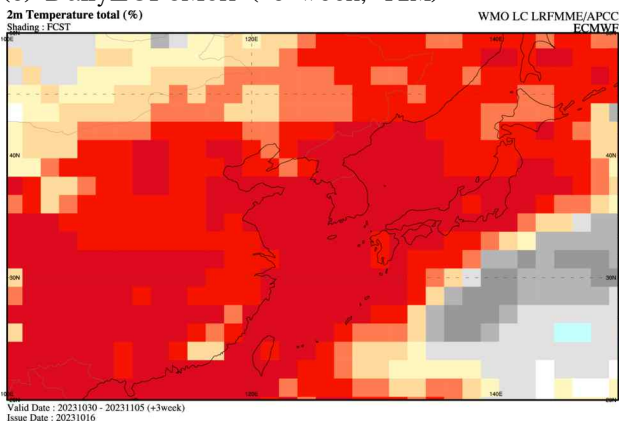
(c) ECMWF Sub-seasonal (+3 week, T2M)



(d) ECMWF Sub-seasonal (+3 week, Z500)



(e) DailyEOF3Mon (+3 week, T2M)



(f) DailyEOF3Mon (+3 week, Z500)

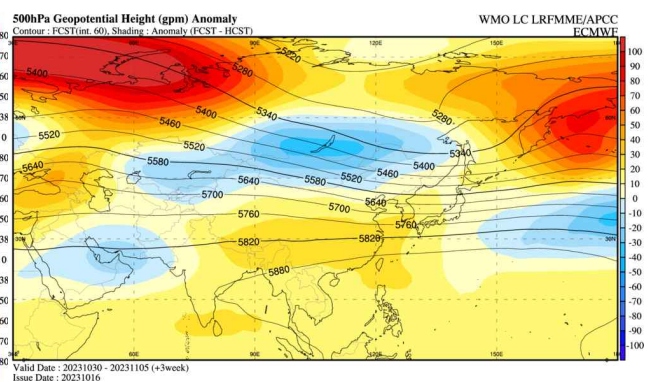
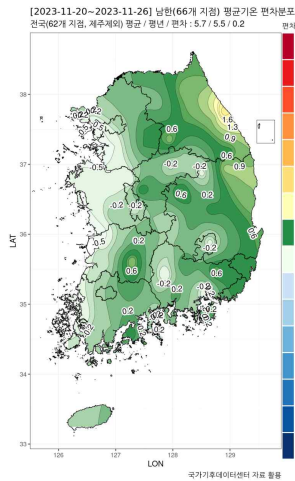
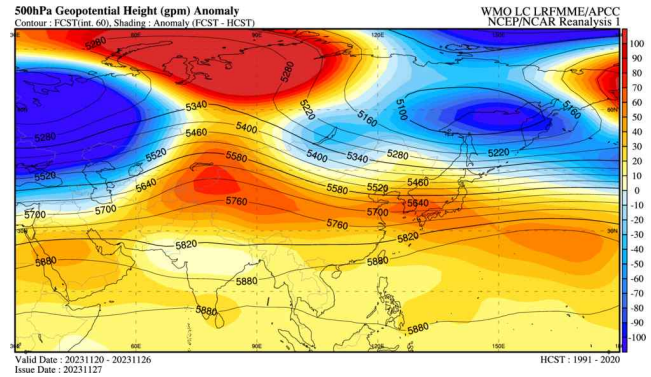


Figure 4.12. ASOS, reanalysis data, and model predictions for the period Oct 30, 2023 through Nov 5, 2023. This figure is divided into several parts: (a) ASOS temperature observations, (b) NCEP Reanalysis 1 Z500 data, (c) and (e) T2M probabilistic forecasts, and (d) and (f) Z500 deterministic forecasts. Specifically, (c) and (d) are +3 week predictions from the ECMWF sub-season forecast model using all ensemble members, while (e) and (f) are predictions derived from a selection of 10 ensemble members.

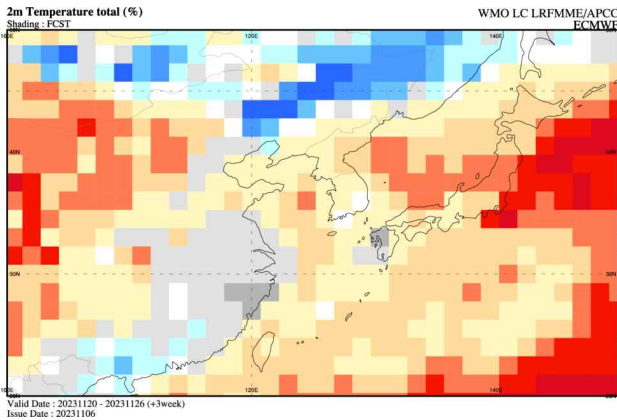
(a) ASOS (Temperature)



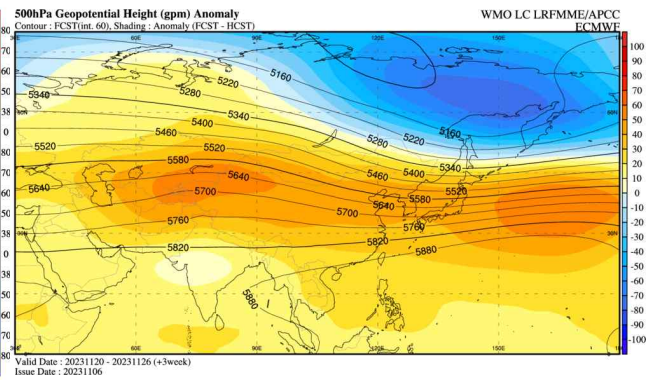
(b) NRA1 (Z500)



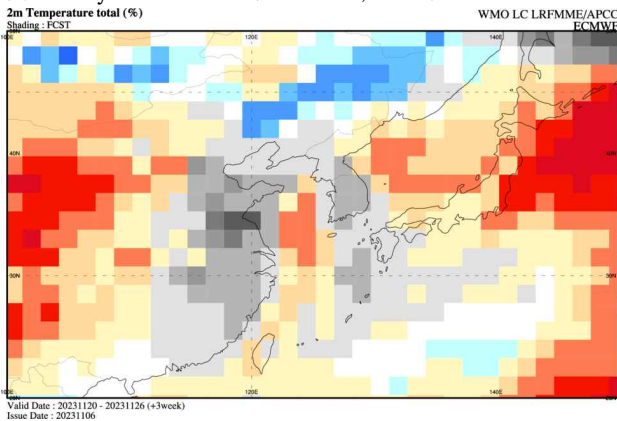
(c) ECMWF Sub-seasonal (+3 week, T2M)



(d) ECMWF Sub-seasonal (+3 week, Z500)



(e) DailyEOF3Mon (+3 week, T2M)



(f) DailyEOF3Mon (+3 week, Z500)

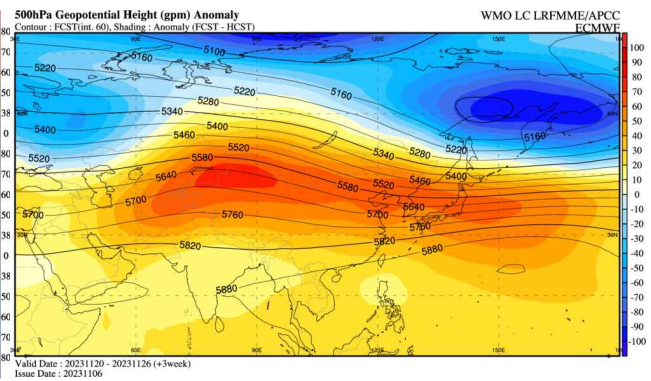


Figure 4.13. ASOS, reanalysis data, and model predictions for the period Nov 20, 2023 through Nov 26, 2023. Additional details are as shown in the figure 4.12.

Figure 4.13은 2023년 11월 06일 기준으로 +3주 예측한 결과에 대한 검증이다. 대상기간은 2023년 11월 20일부터 2023년 11월 26일까지이며, 이때 우리나라가 기온은 평년과 비슷한 +0.2도를 보였다. 기존의 ECMWF 모델의 앙상블 전체를 사용한 확률 예측결과는 기온이 높을 확률을 39%로 예측하였지만, 앙상블 선별 방법을 적용한 예측의 경우 55%의 확률로 평년과 비슷할 것으로 정확히 예측하였다. 특히 여기서 보이지 않았지만 이 사례의 +4주 예측의 경우 실제 기

온은 평년대비 -1.8 도로 낮았으나 기존의 앙상블 전체 예측의 경우 기온이 높을 확률을 60%로 강하게 예측한 반면, 앙상블 선별예측의 경우 높을 확률과 낮을 확률을 35%로 같게 예측하면서 보다 실제와 가까운 예측을 보였다. Figure 4.13(f) Z500 편차장 예측결과 또한 Figure 4.13 (b) NRA1 분석과 유사하게 우랄산맥 지역과 동시베리아 지역의 음의 편차, 인도 북쪽과 한반도 주변의 양의 편차값을 보다 잘 예측하는 결과를 보였다.

4.2. 최근 예보의 경향성을 고려한 예측성 향상

1개월 예측은 기후예측모델을 보완할 선행 감시·예측 인자가 뚜렷하게 없어 모델 예측자료를 근간으로 예측을 생산하게 된다. 예측을 생산하는 논의 과정을 살펴본 결과, 주관적으로 해석하나 예측 결정에 많은 영향을 미치는 요소를 객관화하여 이를 통한 예측성능 향상 가능성을 타진해 보았다.

4.2.1. APCC 1개월 예측 생산 과정 및 객관화 대상 요소 선정

APCC는 매주 수집되는 장기예보선도센터 계절내예측 자료를 기반으로 매주 화요일 내부 토의를 거쳐, 향후 3-6주에 대한 3분위 기온 및 강수 전망을 생산하여 기상청에 제공하고 있다. 아래는 1개월 예보 토의 과정에서 관찰된 사항들이다.

- 다중모델 앙상블 자료는 큰 흐름의 참고용으로 사용되며 주로 ECMWF 자료, 특히 월요일에 수신되는 자료를 주로 활용하고 Deep Learning 기반 기온예측도 참고하고 있음
- 3개월 예측에 비해 관측기반 예측인자의 활용범위는 높지 않으며, AO/NAO 등 우리나라 풍상측의 중,고위도 변동모드와 MJO/BSISO 등 열대지방의 계절내 진동을 참고하고 있음
- 세계적으로 많은 연구가 이루어진 열대 계절내진동의 1개월 예측을 위한 지식기반은 아직 많이 갖추어지지 않았음
- 지난 주에 대한 사후분석시 예보생산 과정에서 고려한 착안점 별로 검토하지는 않음
- 최근 12주의 예측성능을 점검하나 활용하지 않음, 경험상 최근 12주의 모델간 예측성능의 차이가 이번 기간 예측 신뢰도에 미치는 영향이 크지 않은 것으로 판단됨
- ECMWF 최근 예측결과 를 보다 상세하게 분석함 : ECMWF의 지난 주 월요일, 목요일 초기조건 의 예측과 이번 주 월요일 초기조건에 대해 우리나라 동해를 중심으로하는 경도대의 시간-위도 Hovmoller diagram (Fig. 3.2.2.1)을 통해 예보 선행시간 및 예보 시점에 따른 예보 경향성을 분석 하며, 모델예측의 수정시 가장 크게 활용되는 정보임
- Figure 4.14 에서 예측 3주차 (1월 25일 이후)에 나타나는 우리나라 위도대의 양의 편차가 지난 예측에 비해 강해지는 것을 확인할 수 있으며 이러한 경우, 예측생산과정에서 양의 편차를 더욱 강화해서 해석하는 주관적 “외삽(extrapolation)” 과정을 거치는 경우가 많음
→ 최근 예측 경향성 고려 방안을 객관화 요소 대상 후보로 선정함

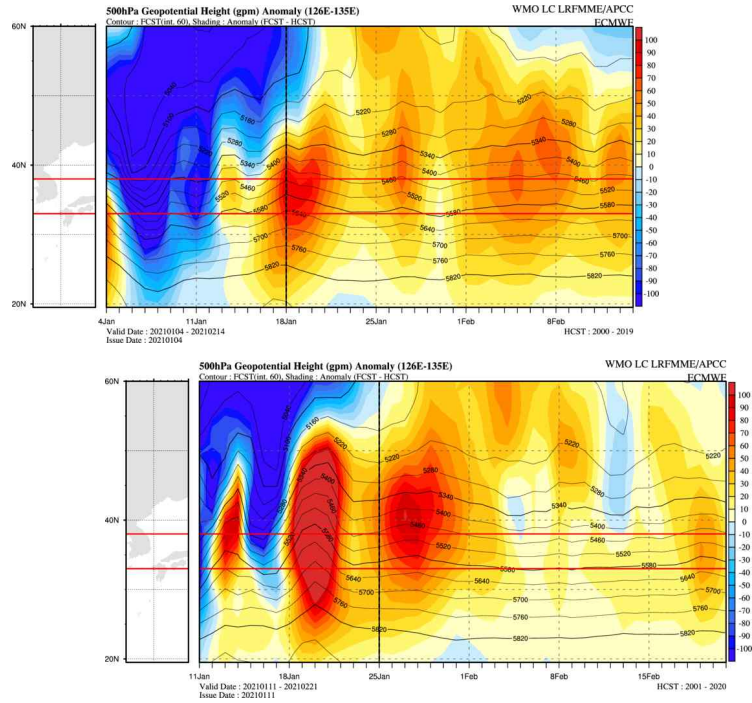


Figure 4.14. Hovmöller diagram of 500hPa GPH ensemble mean anomaly forecast of ECMWF averaged over 126° E~135° E. Upper panel : forecast issued at 4th of Jan. 2023. Lower panel : forecast issued at 11th of Jan.

4.2.2. 최근 예측경향성 정량화

2018년 1월부터 2021년 12월까지 4년간 매주 생산된 418회의 ECMWF의 51개 앙상블 예측 500hPa GPH자료를 활용하였다. 매주 월요일 및 목요일에 예측이 생산되며, hindcast역시 같은 요일에 생산되어 해당 요일에 생산한 hindcast를 사용해 anomaly를 산출하였다. 검증에 활용될 관측자료는 동일 기간의 ERA5 자료를 활용하여 같은 방식으로 anomaly를 도출하였다.

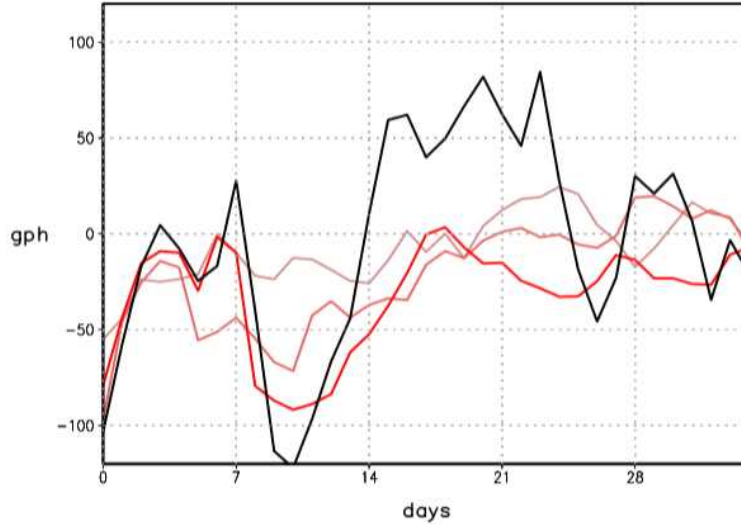


Figure 4.15. Time series of 500hPa GPH forecast (red) and observation (black) at a particular grid point. The red, pink, and light pink lines correspond to the current forecast (f_0), previously issued forecast(f_1), forecast issued a week before (f_2).

Figure 4.15는 특정 지점에서 3개의 연속된 예측과 관측의 시계열을 나타낸 것으로, 예측 선생시간 10일 경(Case A) 에 지지난 예측부터 최근 예측으로 이어질수록 음의 편차가 점차 강해짐을 알 수 있으며 이때 실제 관측 역시 강한 음의 편차가 나타남을 확인할 수 있다. 한편 예측 21-23일 경(Case B)에는 예측은 양의 편차에서 음의 편차로 일관되게 기압골이 강화되는 형태를 보이나 관측은 양의 편차를 강하게 보이고 있다. Case A의 경우는 일관된 예측 경향성을 의심하는 경우 예측이 더욱 정확해지나, Case B의 경우는 예측의 정확성이 더욱 떨어지게 된다. 과연 이러한 일관된 예측 경향성을 고려하는 것이 예측성능 향상에 유의미한 성능향상을 보일 수 있는지 알아보기 위해서, 다음과 같이 정량화하였다. 특정 시점의 예측($f_0(t)$)을 기준으로 지난 예측 ($f_1(t)$), 현재가 월요일이라면 지난 목요일, 현재가 목요일이라면 지난 월요일) 과 지지난 예측 ($f_2(t)$), 현재가 월요일이라면 지난 월요일, 현재가 목요일이라면 지난 목요일) 3개를 선택하여 각 선행시간(t) 및 각 격자점 별로 예측 경향(T)을 아래와 같이 2개 산출할 수 있다. 참고로 월요일과 목요일(-4일), 목요일과 월요일(-3일)은 선행시간에서 1일 차이를 보이나 전체 계산과정에서는 그 차이를 고려하지 않았고 모든 계산은 일평균 자료를 이용해 수행되었다.

$$\begin{aligned} T_1(t) &= f_0(t) - f_1(t) \\ T_2(t) &= f_1(t) - f_2(t) \end{aligned} \quad [4.1]$$

이 2개의 연속된 경향성 T_1 , T_2 가 같은 부호를 보이면 예측이 일관된 경향을 보이는 경우로 정의하였다. 그리고 현재 예측의 오차는 각 격자점별로 현재 예측과 관측의 차이로 산출하였다.

$$e(t) = f_0(t) - o(t) \quad [4.2]$$

이때 $o(t)$ 는 관측, 그리고 $e(t)$ 예측오차이다. 예측 경향성을 고려(외삽)하는 것이 예측에 도움이 되는 경우는 최근 예측의 오차가 예측 경향성과 반대 부호를 보이는 경우로 정의하였다. 즉,

$$\text{good cases where, } T_1(t) \propto -e(t) \quad [4.3]$$

4.2.3. 예측경향의 일관성 및 경향성 고려의 유의미성

식 4.3의 조건을 만족하는 경우를 모든 격자점, 모든 선행시간, 모든 사례에 대해 산출하고, 그러한 사례가 전체 사례 가운데 차지하는 비율을 아래 그림과 같이 표현하였다.

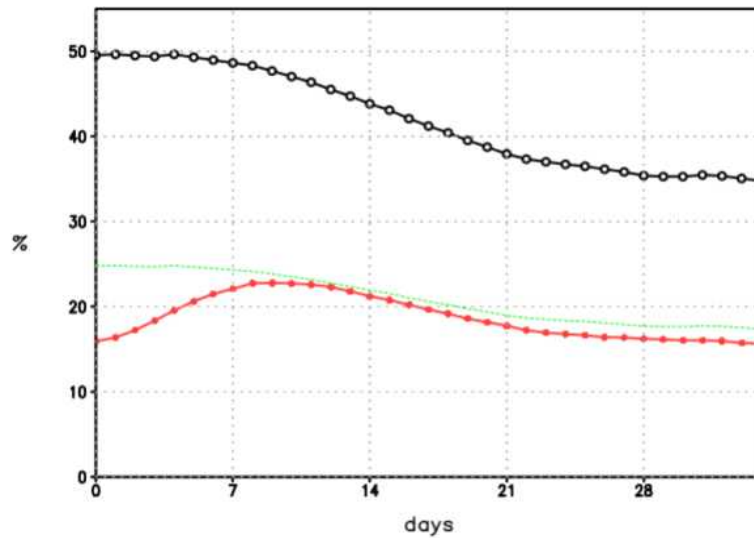


Figure 4.16. (Black) Globally(80° S~80° N) averaged proportion of the cases with consistent tendencies from three latest consecutive forecasts for 4 years as a function of lead time (x-axis). Green line indicates 1/2 of black line values. (Red) The proportion of cases that extrapolation of forecast tendency is beneficial for improving accuracy of forecast (i.e. tendency reduces forecast error)

예측경향성이 일관되게 나타나는 비율(검은선)은 예측 초기에 전체 사례의 약 50%에 달하다가 예측 선행시간이 증가할수록 점차 감소하여 예측 5주차에는 약 35% 정도로 수렴한다. 예측경향성이 일관되게 나타나는 경우 그 경향성을 고려하는 것이 예측 오차를 감소시켜 예측 정확도를 향상시키는 비율 (붉은 선)은 예측 초기에 10% 대에서 출발해 예측 2주차에 23% 정도까지 증가하다가 점차 감소하여 예측 5주차에는 다시 10% 대로 수렴하게 된다. 특이한 점은 붉은선이 예측 초기를 제외하면 일관된 예측경향성 비율의 절반인 녹색선에 매우 가깝게 위치한다는 점이다. 이에 대해서는 추후 다시 언급하도록 하겠다.

일반적으로 말하면, 일관된 예측 경향성을 고려하는 것이 예측 성능향상에 도움을 주는 사례는 전체의 1/4에 미치지 못하며 그 최댓값은 예측 2주차에 나타나므로, 예측 3주 이후를 대상으로 하는 1개월 예측에서 예측 경향성을 고려해 최근 모델 예측을 보정하는 것은 유의미한 일이 아님을 보여준다.

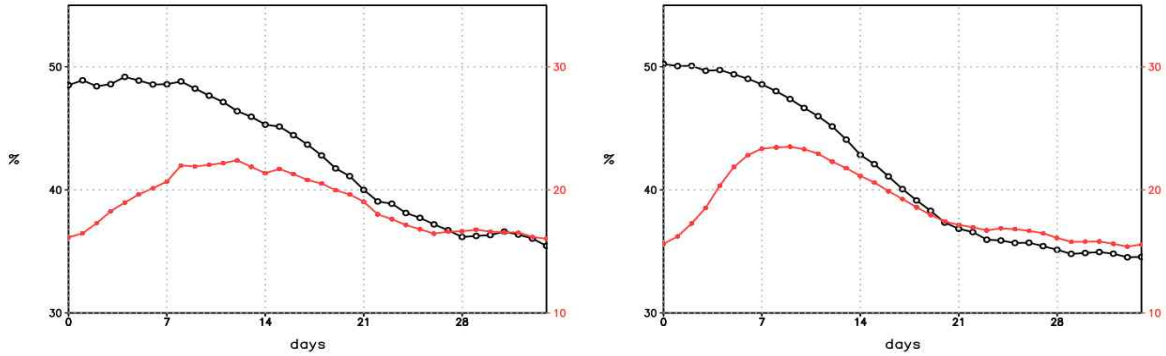


Figure 4.17. Same as Fig. 4.16 but for averaged over tropics (left) and extratropics (right). Note that y-axis for red curves are on the right of each figure.

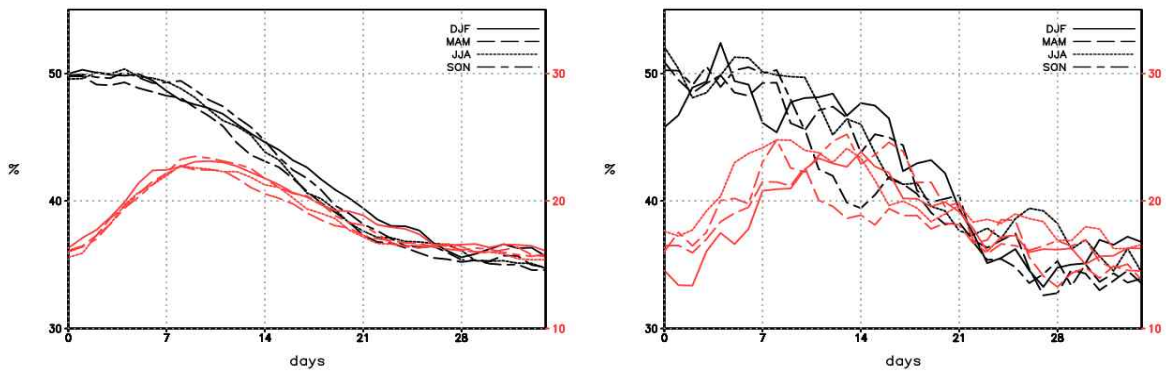


Figure 4.18. Same as Fig. 4.17 but for seasonally averaged over global (left) and the East Asia (right). Different types of line indicate different season, shown in upper right corner of each figure.

이러한 특징은 열대지방과 중위도를 구분해 산출하여도 크게 달라지지는 않는다. 우리나라가 포함된 동아시아 지역역시 마찬가지 이다. 중위도의 경우, 예측경향성을 고려하는 것이 바람직한 사례가 다소 이른 선행시간에 최댓값을 보이며 열대지방의 경우 그 사례가 보다 긴 선행시간 (예측3주)까지 이어지는 차이를 보이나, 그 비율은 전체 사례의 25%에 미치지 못한다. 또한 계절적인 변화 역시 뚜렷하지 않다. (Figure 4.18).

예측경향성과 관련된 비율이 통계적으로 유의미한지를 살펴보기 위해, 같은 선행시간, 같

은 격자점과 해당 예측(f_0)에 대해 지난(f_1), 그리고 지지난 예측(f_2)을 418개 사례 가운데 무작위로 선택한 경우와 비교하였다. 동아시아 지역 그리고 남한 지역을 대상으로 평균된 결과는 전지구를 대상으로 평균한 결과와 정성적으로 큰 차이를 보이지 않는다(Figure. 4.19).

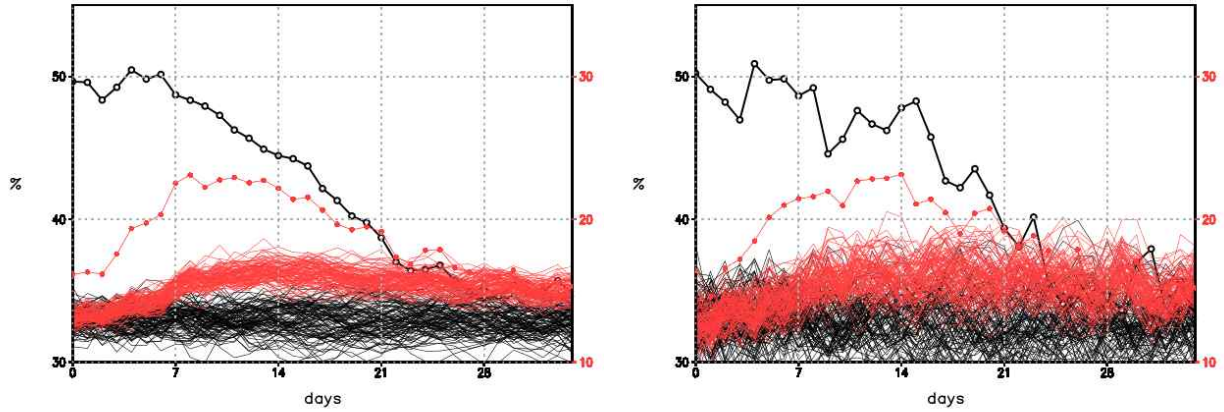


Figure 4.19. Same as Fig. 4.18 but for averaged over the East Asia (left, 110° E~150° E, 25° N~50° N) and over the south Korea (right, 126° E~135° E, 33° N~38° N) . Thin lines of each color indicate proportions of each case from 100 random selections.

예측 4주까지는 예측 경향성의 일관성이 나타나는 것이 예측을 무작위로 선택한 경우 나타나는 예측경향의 일관성에 비해 차이를 보이며, 예측 3주차까지 그 일관된 예측 경향을 고려하는 것이 무작위 선택과 비교해 유의미한 차이를 보이나, 그렇다고 하더라도 실제 예측 사례 가운데 25%를 넘지 않는 비중임을 고려하면 현실적인 활용 가능성은 낮다고 할 수 있다.

4.2.4. 예측경향 일관성의 특성 분석

예측 경향의 일관성이 예측 초기에는 전체 사례의 50%에 가깝게 유지되다가 점차 감소하여 예측 후반부에는 무작위 예측과 구분할 수 없는 30여 %로 감소하게되는데, 이러한 예측 경향의 일관성 감소를 이해하기 위해 다음과 같은 1차 자기회귀(autoregressive) 함수를 가정하여 비교해 보았다.

$$x_n = a x_{n-1} + (1-a^2)\epsilon \quad [4.4]$$

즉, x 는 무작위 수 ϵ 에 의해 변화하는 수로 자기상관 계수(a)에 따라 앞뒤 숫자간 상관관계가 좌우된다. 이렇게 얻어진 x 의 시계열에서 연속된 3개 숫자로부터 얻어지는 2개의 차이 (즉 경향성)이 같은 부호일 경우의 비율을 예측의 일관성이 유지되는 비율로 해석할 수 있다. 이때 자기상관계수가 높은 경우는 이전 예측과 이번 예측간 상관성이 높은 예측초기 시점으로 그리고 자기상관계수가 낮은 경우는 이전 예측과 이번 예측간의 상관성이 낮은 예측 후기 시점을 표현하는 것으로 이해할 수 있다. Figure 4.20 (a)는 식 4.4의 백만 회 무작위 재현을 통해 얻은 자기상관계수에 따른 경향의 일관성 사례 비율이다. 자기상관이 1에 가까운 경우 전체의 약

50%가 일관된 경향을 갖는 것으로 나타나며 이는 Figure 4.16의 검은 실선의 예측 초기값과 유사하다. 반면, 자기상관계수가 0인 경우, 즉 연속된 변수가 무작위 하게 변화하는 경우는 경향의 일관성이 나타나는 비율이 33%이다. 이는 예측 후기에서 볼 수 있는 특성과 같다. 이 특성은 무작위 수(ϵ)의 분포가 정규분포이거나 균일분포이어도 모두 같은 결과를 보인다.

그러나 실제 예측자료를 이용해 이전 예측 결과와 최근 예측 결과간 상관계수를 구하면 예측 후반부에도 높은 상관계수를 보인다. (Figure 4.20 b) 이는 예측의 정확도와 무관한 저주파 변동(Figure 4.20c의 굵은 선)의 영향으로 볼 수 있으며 이 저주파 변동을 고려하지 않은 예측값의 변동은 상관성이 매우 낮게 나타난다. 이 저주파 변동을 초래하는 원인은 본 분석의 범위를 넘어서므로 추가로 분석하지 않았다.

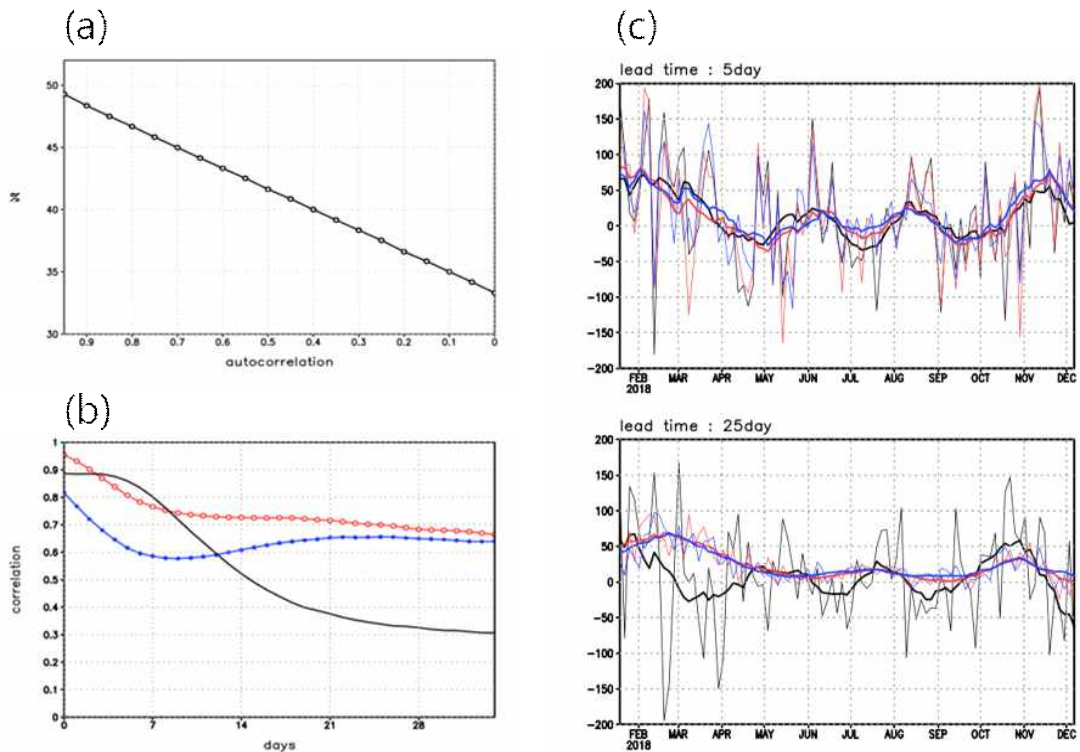


Figure 4.20. (a) Portion of consistent tendencies among consecutive three value of x in Eq. [4.4] as a function of autocorrelation in Eq. [4.4]. This portion was obtained by counting cases from 1,000,000 times of random realizations. (b) Global average of correlation coefficients between current forecast (f_0) and observation (o , black), previous forecast (f_1 , red), and forecast a week before (f_2) as a function of lead time. (c) time series of 500hPa GPH at a grid point over Korea at lead time of 5 day (upper) and 25 day (lower). black, red, blue lines indicate observation, current forecast (f_0), and previous forecast (f_1), respectively. Thick solid lines are 11days running mean of original value shown in thin lines.

Figure 4.20c의 예측 후반부 (25일, 아래 그림)에 다다르면 예측값의 크기가 매우 작은 것을 볼 수 있는데, 본 분석에서 사용한 예측은 앙상블 평균값이므로 예측 선행시간이 늘어날수록 앙상블 멤버간 차이가 커지면서 앙상블 평균의 크기는 점차 작아지게 된다. Figure 4.21은 3개 지점(적도, 중위도, 고위도)에서 예측값의 편차가 선행시간에 따라 감소하는 정도(예측편차의 표준편차)를 보여주며(왼쪽), 오른쪽은 앙상블 퍼짐(Spread)을 이용해 예측의 시그널과 노이즈 분산의 변화를 계산한 값이다. 예측 편차의 크기는 예측 2주차부터 급격히 감소하기 시작하여 4주차 이후에는 유사한 크기로 수렴한다. 시그널과 노이즈 분산의 변화는 더욱 극적으로 나타나서 예측 1주차부터 변화가 나타나기 시작해 2주차 초반에 두 값의 크기가 뒤바뀌어 예측 3주 이후에는 노이즈의 크기가 압도적으로 크게 나타난다. 즉 예측 후반부에 나타나는 예측값의 변동은 대부분 노이즈가 좌우하게 되므로 Figure 4.20c의 예측 후반부 상관계수는 저주파 변동을 제외하면 이전 예측과 이번 예측간에는 거의 무작위한 노이즈에 의해 좌우되는 값이라고 생각할 수 있다.

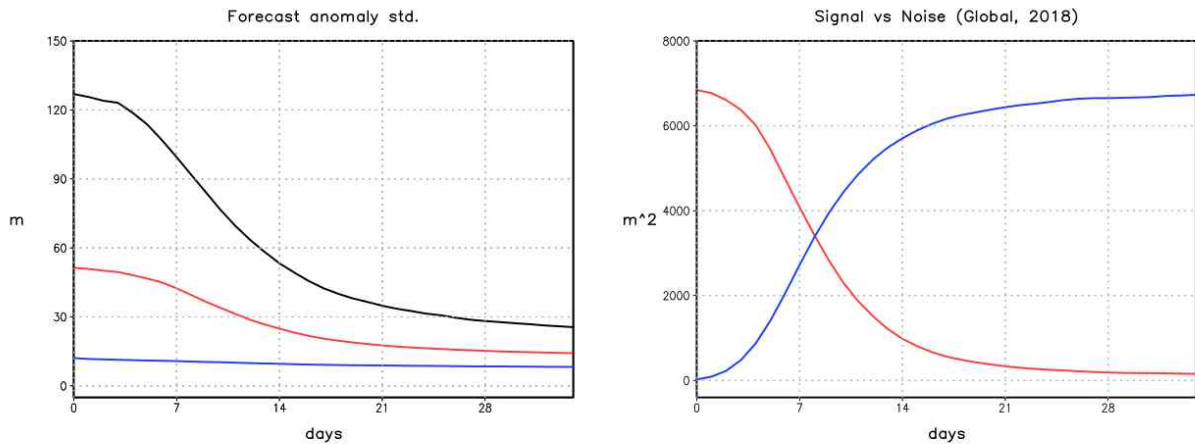


Figure 4.21. Left: Standard deviations of forecast anomaly from the grid point at the equator (blue), 30° N(red), and 60° N(black). Right. Globally averaged value of signal variance (red) and noise variance (blue) as a function of lead time.

4.2.5. 예측경향성을 고려할 때 예측성능을 향상시키는 비율의 특성 분석

Figure 4.16의 붉은 선, 즉 예측경향성을 고려했을 때 예측 정확도 향상에 도움이 되는 사례의 비율이 예측 초기에 증가하여 예측 2주차에 최댓값을 보이다가 점차 감소하는 것을 확인할 수 있었다. 그리고 이 붉은 선은 예측 2주차 이후에는 예측 경향성의 일관성이 유지되는 비율의 절반인 녹색 점선에 매우 가까운 값을 알 수 있다. 거칠게 말해서 예측 초기를 제외하면 예측 경향이 일관되게 나타나는 사례 중에서 절반은 도움이 되고 절반은 도움이 되지 않는다는 것이다. 예측 오차와 예측 경향이 아무런 상관관계가 없다면, 오차와 예측경향의 2차원 확률밀도함수분포(joint probabilistic distribution)은 원에 가까운 형태를 보일 것이고 그 가운데 두 변수의 부호가 반대인 경우는 2사분면과 4사분면에 위치할 것이므로 그 비율은 전체 4개 사분면 가운데 2개가 차지하는 면적인 50%에 해당할 것이다(Figure 4.22a). 따라서 예측 2주차

이후에 나타나는 붉은 선의 변화는 예측 경향과 예측 오차가 상관 없이 이 예측 오차를 고려하는 것이 동전의 앞뒷면이 나올 확률처럼 도움이 되거나 도움이 되지 않는 경우를 표현한 것에 지나지 않는다고 할 수 있다. 만일, 오차와 예측경향이 양의 상관관계를 갖게되는 경우에는, 서로 반대 부호가 나올 가능성이 적어지므로, 예측 경향이 오차를 감소시키는 비율은 50% 보다 작아질 것이다(Figure 4.22b). 따라서 예측 초기에는 오차와 예측 경향이 양의 상관을 가질 것이라고 생각할 수 있다.

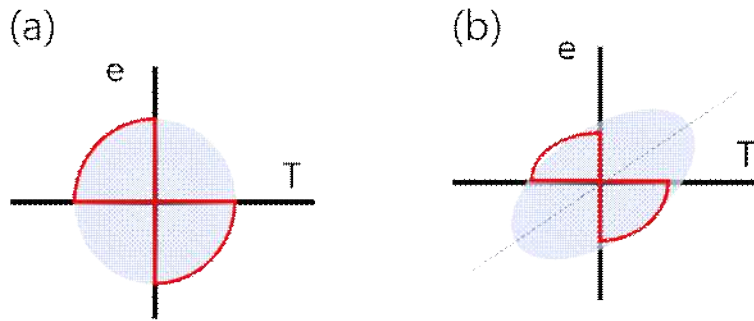


Figure 4.22. (a) Illustration of the joint probability distribution of error(e) and forecast tendency (T) when two variables are not correlated. (b) same as (a) but two variables are positively correlated.

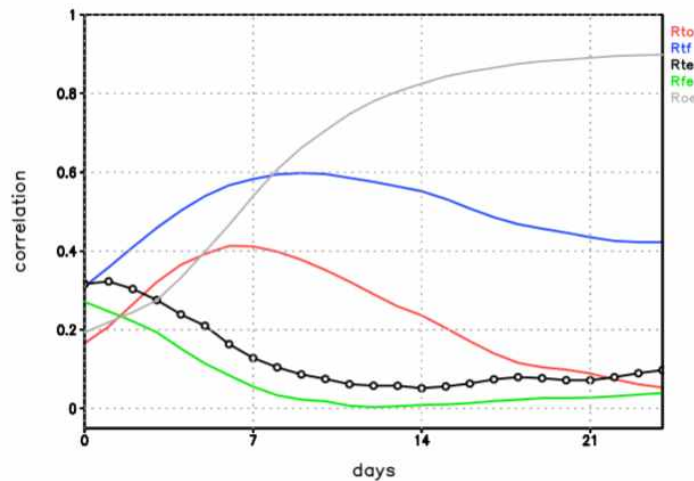


Figure 4.23. Globally averaged value of correlation coefficients between (red) tendency and observation, (blue) tendency and forecast, (black) tendency and error, (green) forecast and error, and (grey) observation and error $\times -1$.

Figure 4.23은 예측(f), 관측(o), 예측 경향(T), 그리고 예측오차(e) 사이의 상관계수를 선행 시간 별로 각 격자점에서 계산하여, 전지구 격자점에 구한 값을 평균한 것이다. Figure 4.22b에서 예상한 것처럼, 예측 경향(T), 그리고 예측오차(e) 간 상관계수는 예측 초기에 양의 값을 갖다가 점차 감소하여 예측 3주차 이후에는 0에 가까운 작은 값으로 수렴함을 알 수 있다. 만일

완벽히 0이라면, Figure 4.16의 녹색선과 붉은선은 일치할 것이다.

이 밖에도 몇 가지 특성이 나타나는데 우선 회색 실선은 관측(o)과 예측 오차(e)와의 상관 계수의 부호를 바꾼 값으로 초기부터 지속적으로 커져서 예측 3주차 이후에는 1에 가까운 값으로 (실제는 -1) 수렴한다. 예측 선행시간이 늘어날수록 예측 편차의 크기는 Fig. 4.20에서 확인한 것처럼 급격히 감소하여 예측값은 0에 가까워지므로 예측에서 관측을 뺀 오차는 거의 관측에 의해 좌우되어 강한 음의 상관관계를 보이게 된다. 반면 예측(f_0)과 오차의 상관계수(녹색)는 초기에 일정 값을 갖다가 점차 감소하여 0으로 수렴함을 알 수 있다. 이는 예측 오차와 관측간 상관관계와 반대의 변화 경향으로 예측 2주 이후 오차는 대부분 관측에 의해 좌우됨을 다시 확인할 수 있다.

그렇다면 예측 경향성과 예측 오차는 왜 초기에 양의 상관을 갖다가 예측 선행시간이 늘어남에 따라 감소하는 것일까? 이러한 변화를 보이는 원인을 예측 모델 자체가 가진 시그널과 노이즈에 의해 결정되는 잠재예측성(potential predictability), 그리고 모델의 실제 예측성(actual predictability), 및 이전 예측과 이후 예측간 상관관계를 이용해 분석하였다. 모델의 잠재 예측성은 Figure 4.21에서 보인 시그널 variance(V_S)와 noise variance(V_N)의 함수로 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$R(t) = \sqrt{V_S(t) / (V_S(t) + V_N(t))} \quad [4.5]$$

여기서 $R(t)$ 은 특정 선행시간(t)에서 모델 예측이 가질 수 있는 최대 상관계수(temporal anomaly correlation) 값을 뜻한다. 그리고 모델 예측과 관측 사이의 상관 계수(r)는 실제 예측성을 나타낸다.

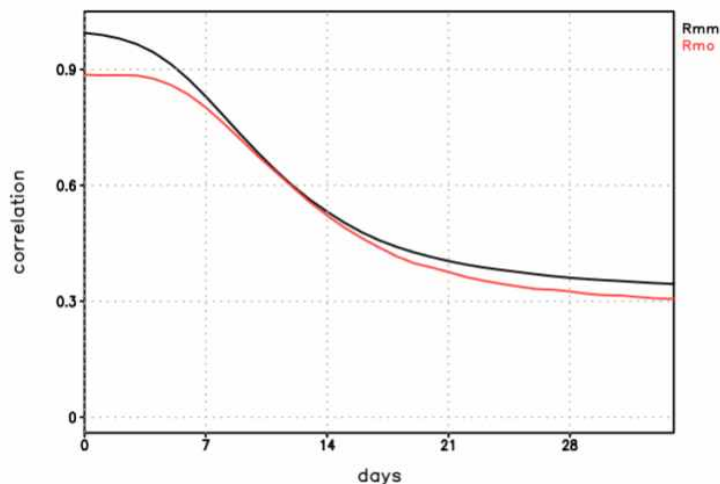


Figure 4.24. Globally averaged value of potential predictability (R, denoted as Rmm in black) and actual predictability (r denoted as Rmo in red).

그리고 오차와 예측경향성 사이의 상관계수($\rho(e, T)$)는 몇 가지 가정을 거쳐 아래와 같이 근사치로 표현될 수 있다. (부록 A 참고)

$$\rho(e, T) \approx \frac{R_0(R_0 - r_0) - R_1(R_1 - r_1)}{\sqrt{(1 + R_0^2 - 2R_0r_0)(R_0^2 - R_1^2)}} \quad [4.6]$$

이때 아래첨자 0은 현재 시점의 예측을 1은 3일 또는 4일전에 발표된 이전 예측을 의미하며 이 값은 모든 선행시간별로 계산되나 표현의 간소화를 위해 모든 변수에서 선행시간(t)를 생략하였다. Figure 4.24에서 표현된 R 과 r 의 값을 감안해 식 4.6의 분모를 먼저 살펴보자. 분모의 첫 번째 항은 r 이 R 보다 다소 작거나 같은 값을 고려하여 $R_0r_0 \sim R_0^2$ 이라고 가정하면, $1 - R_0^2$ 보다 다소 큰 값이 됨을 짐작할 수 있다. 예측 초기에 R 은 1에 매우 가까운 값을 가지며 예측 선행시간이 증가함에 따라 감소하므로 분모의 첫 번째 항은 예측 선행시간이 증가함에 따라 아주 작은 값에서 점차 증가하게 된다. 두 번째 항은 예측 초기와 후기에는 R 의 값이 천천히 변화하므로 작은 값을 갖게되고 시그널의 비중이 급하게 감소하는 예측 2주차에 큰 값을 가지게 될 것이다. 따라서 두 항을 고려할 때 식 4.6의 분모는 예측 초기에 작다가 2주차부터 급격히 커지고 3주 이후 천천히 증가하게 될 것이다. 한편 분자의 경우, 예측 초기에는 $R - r$ 의 값이 어느정도 차이를 보이고 그 차이가 점차 감소한다. 따라서 예측 초기에는 양의 값을 가지게 될 것임을 짐작할 수 있다. 예측 2주차에 접어들면 예측 선행시간에 따른 R 의 차이가 급격히 커지므로($R_0 > R_1$), $R - r$ 의 값은 감소하더라도 유사한 양의 값을 갖는다면 분자의 1항과 2항의 차이는 크게 나게되어 초기보다 더 큰 양의 값을 가질 수 있다. 이후 예측 후반부에 접어들면 선행시간에 따른 R 의 변화가 줄어들면서 분자의 크기는 감소할 것이다.

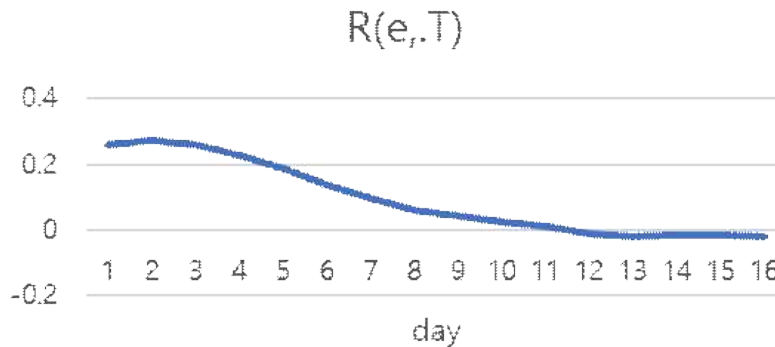


Figure 4.25 estimated Correlation coefficient between error(e) and tendency(T) using values from Figure 4.24 and Eq. 4.6.

Figure 4.24의 값을 바탕으로 식 4.6의 결과를 예측 중기까지 표현하면 아래 Fig. 3.2.2.12와 같은 근사치 값을 얻을 수 있는데, Figure 4.23의 검은 실선과 정성적으로 유사함을 확인할 수 있다. 예측 초기에 오차와 예측경향이 양의 상관관계를 갖는 이유는 모델의 잠재 예측성과 실제 예측성의 차이($R - r$)가 유의미하게 나타나는 영향이 크며 이때 잠재 예측성이 높으므로 그 차이의 효과가 두드러지게 된다. 다시 말하면, 예측 초기에 모델은 앙상블 분포가 좁은데 반해

예측 오차가 상대적으로 큰 상황으로, 예측오차는 모델 예측에 더 영향을 많이 받게 되어 예측과 오차는 양의 상관관계를 보이게 된다 (Figure 4.23의 녹색실선) 예를 들어 관측을 기준으로 예측이 양의 값을 가지면 오차 역시 양의 값을 가지며, 이때 예측 패턴은 유사하지만 선행시간이 커서 상대적으로 작은 크기(작은 분산)를 가진 지난 예측의 양의 값에 비해 현재의 예측이 더 큰 양의 값을 갖게 되므로 예측 경향 역시 같은 양의 값을 갖게 될 가능성이 높다는 것이다.

한편 예측 경향과 관측의 상관계수는 예측초기에 증가하여 1주 말에 최댓값을 가지며 그 이후 다시 감소하는데, 이는 이 상관계수가 아래 식 4.7과 같이 표현되어 이번 예측과 지난 예측 간 R (또는 r)의 차이가 가장 큰 경우, 즉 Figure 4.23 그래프의 기울기가 가장 큰 경우에 분자가 최댓값을 갖게 된다. 분모 역시 기울기가 가장 큰 경우에 커지게 되나, 제곱근에 비례하므로 분자보다 값이 크고 예측 선행시간에 따른 변화폭이 줄어들어 분자의 영향이 더 크다.

$$R_{TO} \approx \frac{R_0 r_0 - R_1 r_1}{\sqrt{R_0^2 - R_1^2}} \quad [4.7]$$

이러한 분석은 각 격자점별로 잠재 예측성 및 실제 예측성을 산출하고 각각 계산하여야 하나, 샘플 수가 많지 않고, 정성적인 경향성을 설명하기 위함이므로 Figure 4.23에 나타낸 전 지구 평균된 값을 대푯값으로 분석하였다.

4.3. 계절안진동(MJO)을 고려한 예측성 향상

4.3.1. 자료 및 방법

MJO 지수 산출을 위한 재분석 자료는 NOAA(National Oceanic and Atmospheric Administration)의 상향장파복사 및 NCEP/NCAR(the National Center for Environmental Prediction/National Center for Atmospheric Research) reanalysis 1의 200hPa 및 850hPa 동서 바람을 사용하였다. 우리나라 기온 관측 자료는 56개 지점에 대한 ASOS(Automated Surface Observing System) 일평균 자료를 사용하였다. 대기 및 해양 재분석 자료는 ECMWF(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts)에서 제공하는 ERA5의 상향장파복사, 500hPa 및 200hPa 지위고도, 해면기압, 200hPa 및 850hPa 수평 바람, 1000hPa 기온 및 수평 바람, 2m 기온을 사용하였다. 분석 기간은 1981년부터 2020년까지 12월, 1월, 2월 겨울철로 정의하였다.

일반적으로 계절내 진동 성분을 추출하기 위한 방법으로 Lanczos band-pass filter 방법이 널리 사용되고 있지만 실시간 현업 업무에 사용하기 위해 Lo and Hendon(2000) 및 Wheeler and Hendon(2004)이 제안한 방법으로 계절내 편차 자료를 산출하였다. 연주기 성분과 경년 변동 성분을 제거하여 계절내 주기를 갖는 신호를 추출하는데 인도-태평양 해수면온도로 정의되는 ENSO 신호 제거 과정은 직전 120일 평균값 제거 과정으로 대체하였다.

지수 산출에 앞서 관측 자료에서 계절내 진동 성분이 효과적으로 추출되었는지 먼저 조사해 보고자 한다. Figure 4.26은 열대 지역(10°S-10°N) 평균된 계절내 상향장파복사 편차의 파수-주파수 파워 스펙트럼 분석 결과를 제시한다. MJO 대류의 동서 파동수는 1~2, 주기는 30일에서 100일 범위에서 에너지 성분이 크게 나타남에 따라 시간 및 공간 규모에서의 MJO 특성이 비교적 잘 재현되는 것으로 판단된다.

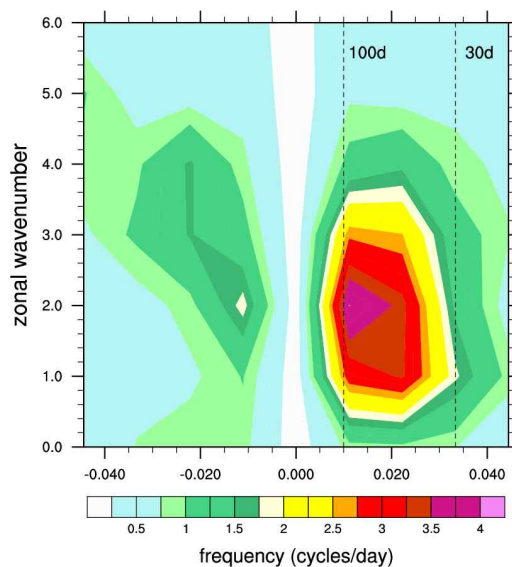


Figure 4.26. Zonal wavenumber-frequency power spectrum of intraseasonal OLR anomaly averaged over 10°S-10°N during the winter.

또한, 인도양(10°S-5°N, 75°-100°E) 및 서태평양(10°S-10°N, 130°-150°N)에서 MJO 대류의 동진 전파 특성이 잘 반영되는지 알아보기 위해 주요 대류 강화 지역에 대한 열대 지역(10°S-10°N) 평균된 계절내 상향장파복사 편차의 시간-지연 회귀계수 분석을 수행하였다(Figure 4.27). 인도양 부근에서 강화되는 대류가 시간이 지남에 따라 해양성 대륙까지 전파되고 강화된 대류의 앞 또는 뒤에서 약화된 대류가 동반되는 모습은 잘 나타난다. 그러나 해양성 대륙 지역에서 다시 서태평양을 지나 날짜변경선까지 동진하는 전파 과정은 잘 보이지 않는다. 인도양에서부터 발달한 대류의 경우 서태평양 지역에서 강화되어 점차 날짜변경선 부근에서 소멸되는 과정은 잘 재현되거나 앞뒤로 동반되는 약화된 대류의 동진 전파는 뚜렷하게 나타나지 않는다. 전반적으로 20~70일 밴드패스 시간 필터링된 자료의 강도보다 약하게 나타나는 경향이 있지만 MJO 주요 대류의 강화 또는 약화되는 위치와 동쪽으로 전파되는 양상은 비교적 잘 보여주고 있는 것으로 판단된다.

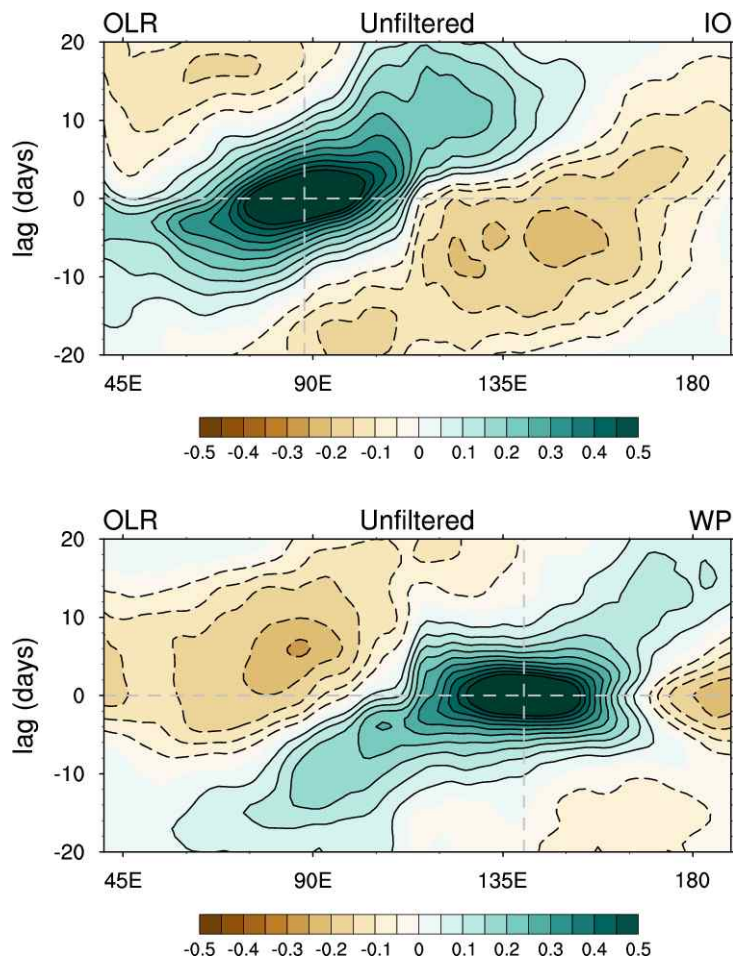


Figure 4.27. Lag-longitude cross section of regressed intraseasonal OLR anomalies against OLR time series averaged over 10°S-10°N. The reference regions are the tropical Indian Ocean (top) and the western Pacific (bottom).

본 연구에서 MJO 지수는 Wheeler and Hendon(2004)의 RMM(Real-time Multivariate MJO) 지수 산출 방식을 토대로 상향장파복사, 850hPa 및 200hPa 동서바람의 다변량 경험적 직교함수(MV-EOF)의 첫 번째와 두 번째 모드의 주성분 시계열로 정의한다. 즉, 장주기 성분들을 제거한 계절내 편차 자료를 15°S~15°N 남북평균된 표준편차로 정규화하여 관측의 EOF 주 모드들에 투영시켜 얻어진다. Figure 4.28는 상향장파복사, 상하층 수평 바람에 대한 처음 두 개의 EOF 모드의 수평 구조를 나타내며 Wheeler and Hendon(2004)의 Figure 1에서 보여주는 결과와 거의 일치한다. 첫 번째 모드의 경우 해양성 대륙과 서태평양 부근에서 심층 대류가 발달하고, 두 번째 모드의 경우 인도양 부근에서 심층 대류가 발달하는 모습이 잘 나타난다. 또한, 이 두 모드가 전체 변동의 25%를 설명하며 상층과 하층의 바람이 반대 방향으로 Gill 형태의 순환 구조 또한 잘 보여준다.

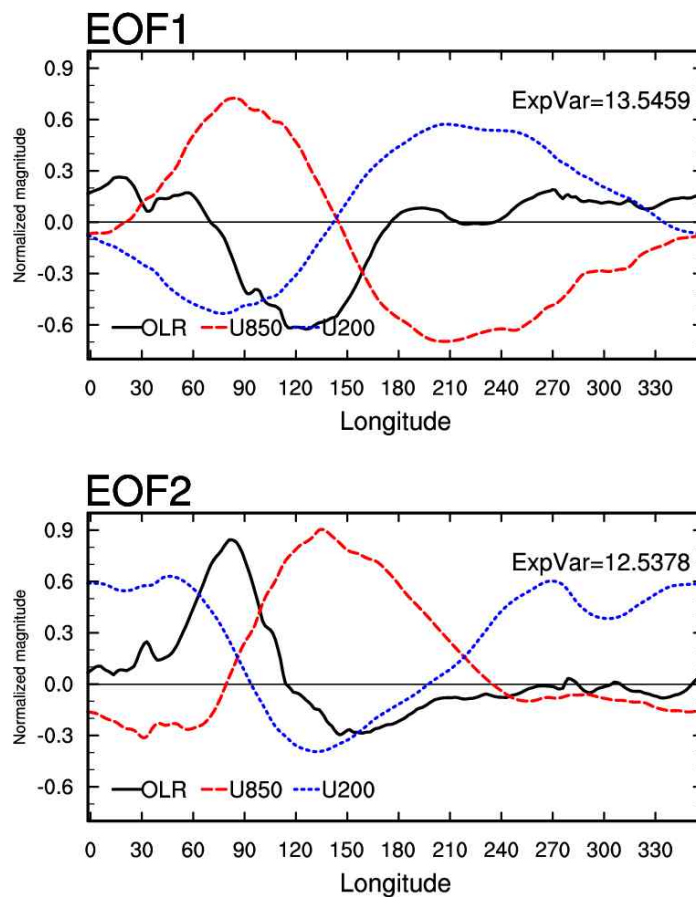


Figure 4.28. Spatial structures of EOFs 1 and 2 for intraseasonal anomalies in combined OLR, U850, and U200. The explained variance is provided at the top right of each panel.

표준화된 주성분 시계열로 정의되는 RMM1 지수와 RMM2 지수로 8개의 위상과 강도를 결정한다. 위상 정보로 대규모 순환을 동반한 심층 대류의 위치를 파악할 수 있다. Figure 4.29는 겨울철(DJF) 동안 강한 강도로 발생하는 MJO 위상별 대류 활동 및 하층 바람 분포를 보여준다. 위상 1 시기에 열대 동아프리카 및 서인도양에 대류가 발달하는 반면 해양성 대륙 부근에 대류가 약화되는 모습이다. 위상 2 시기에 강화된 대류는 동쪽으로 이동하여 중앙인도양에 위치하고 약화된 대류는 해양성 대륙 동쪽부터 서태평양 부근에 걸쳐 나타난다. 위상 2와 관련된 대류 활동은 로스비 파동 전파로 북아시아 및 동유럽의 기온 변화를 초래한다고 알려져 있다(Seo et al., 2016). 중앙인도양의 강화된 대류에서 발생하는 파동의 경우 동서파수 2와 3만이 중위도에 도달하여 알래스카의 저기압성 순환 편차와 북미 동부의 고기압성 순환 편차가 강화되는 태평양-북미(Pacific-North American, PNA) 원격상관 패턴을 형성한다. 다른 파수에 대한 파동 활동은 적도 지역 주변에 위치한 임계 위도 근처에 갇혀 있거나 소멸된다. 반면, 서태평양의 약화된 대류에서 방출된 파동은 다양한 파수에서 더 멀리 전파되는데, 파수 4의 경우 북대서양을 건너 유럽을 통과하여 더 많은 지역에 영향을 미칠 수 있다. MJO 대류는 위상 3 시기에 동인도양으로 이동 후 위상 4-5 시기에 해양성 대륙에 위치한다. 위상 6 시기에 인도양에서 대류가 약화되고 해양성 대륙 동쪽부터 서태평양에 걸쳐 대류 강화 및 하층에 서풍 바람 편차가 우세하게 나타난다. 이는 위상 2 시기와 반대 패턴으로 서태평양 부근 대류로부터 발현되는 로스비 파동열에 의해 태평양을 거쳐 북미 방향으로 전파되면서 동유럽 상층 대기 순환 변동을 일으킬 수 있음을 밝힌 바 있다(Kim et al., 2020). 이후, MJO 대류는 점차 동진하면서 위상 7 시기에 날짜변경선 부근에 위치하고 위상 8 시기에 서반구까지 이동하는데 약화된 대류가 뒤따르며 해양성 대륙 서쪽에 위치하게 된다. MJO 대류의 전파 속도는 태평양에서보다 인도양에서 느린 경향이 있고 보통 한 위상에서 다른 위상으로 전이되는 속도는 약 5~7일로 인도양에서부터 시작하여 약 한 달에 걸쳐 태평양까지 이동 후 소멸하는 특성을 보인다.

모델 자료의 경우 2001년부터 2020년까지 December-February(DJF) 기간에 대한 ECMWF 계절내 예측 모델의 과거재현자료(Hindcast)를 사용하였다. ECMWF 과거재현자료는 주 2회 생산되며, 앙상블 멤버수는 총 11개, 46일의 예측 기간을 갖는다. MJO 지수 및 대기 반응 모의 성능을 살펴보기 위해 앙상블 평균된 상향장파복사, 500hPa 및 200hPa 지위고도, 해면기압, 200hPa 및 850hPa 수평 바람, 2m 기온 일자료를 사용하였다.

MJO 예측지수에 대한 검증 방법으로 네 가지 진단법이 사용되었다(Lin et al., 2008; Rashid et al., 2011). 위상오차에 좀 더 민감한 공간패턴 상관성을 진단하는 이변량상관계수(Bivariate Correlation Coefficient, BCC), 위상 및 진폭 모두 고려한 절대적 오차를 보여주는 평균제곱근오차(Root-Mean-Square Error, RMSE), 강도오차(Amplitude error), 위상오차(Phase error)에 대해 각각 평가하였다. 또한, 예측 지수의 1개월 전망 활용 가능성에 대한 진단 기준으로 +3주 예측값이 관측의 위상 및 강도, 관련 역학적 특성을 얼마나 잘 재현해 내는지 살펴보기 위해 모델 대비 관측 위상 및 강도 적중률(%), 열대 지역 또는 북동아시아 지역에 대한 공간패턴 상관계수(Pattern Correlation Coefficient, PCC)를 분석하였다.

OLR & 850hPa wind anomaly

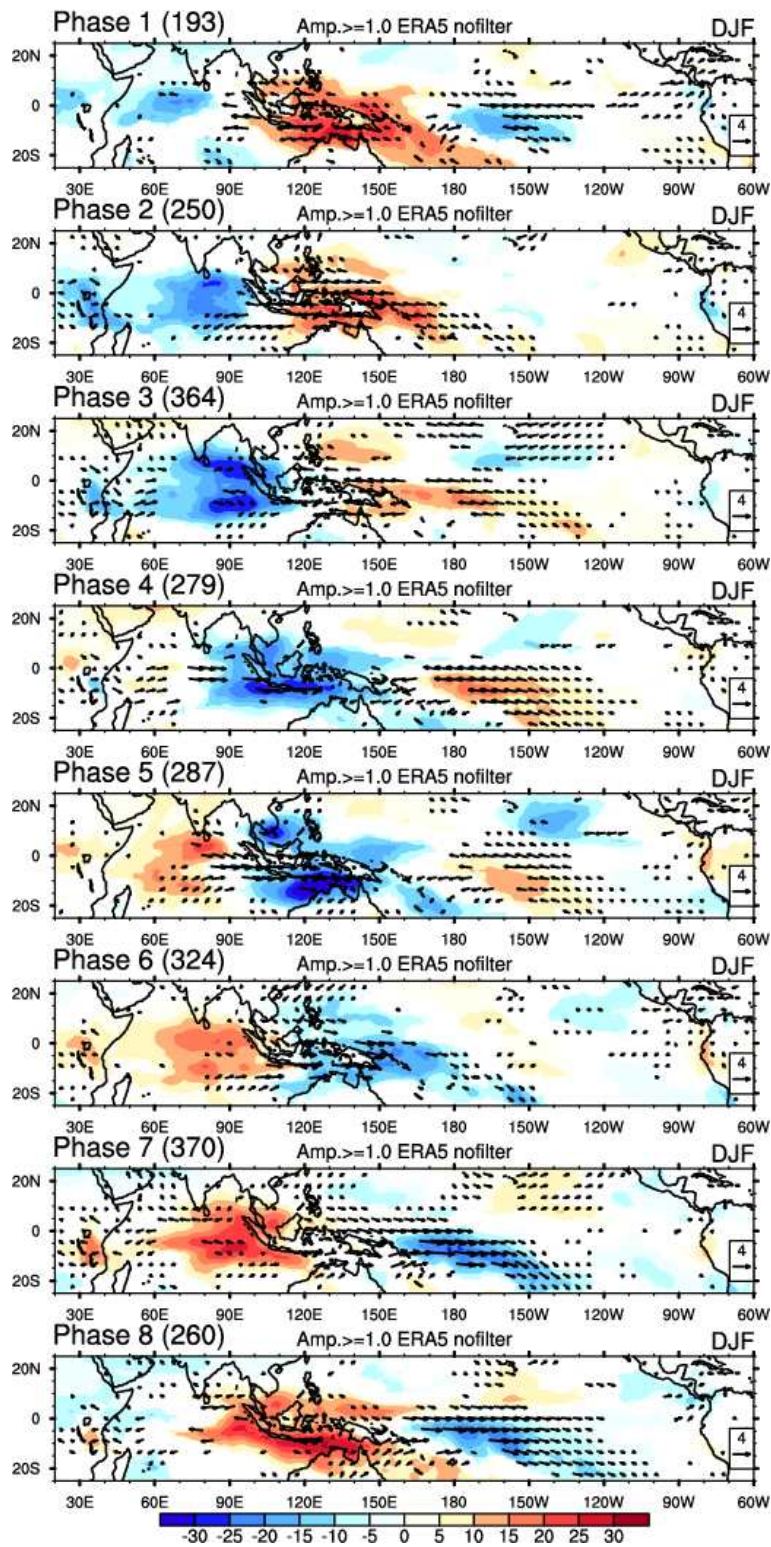


Figure 4.29. Composite of intraseasonal OLR anomalies for eight strong MJO phases during the DJF winter.

4.3.2. 우리나라 겨울철 기온 변동과 관련된 MJO 위상

우리나라 겨울철 주별 기온 변동에 영향을 주는 MJO 위상을 선별하기 위해 위상별 계절 내 편차의 합성장 분석을 수행하였다. MJO 활동성이 강할 때의 영향을 분석하고자 진폭이 1.0 이상인 경우만 조사하였으며, 동시 상관뿐만 아니라 시간 지연 상관에 대한 반응도 모두 살펴 보았다. 영향 위상 선별 기준은 95% 이상 신뢰수준에서 유의한 기온 편차값이 ASOS 전 지점에서 나타날 뿐만 아니라 영향 주(week) 기간 동안 일주일 내내 지속되는 경우로 채택하였다. 그 결과, 동시 상관 반응으로 저온 경향이 나타나는 위상 5와 고온 경향이 나타나는 위상 1이 유의미하게 나타났다. 일반적으로 동아시아 저온은 위상 3 대류와 관련이 있는 것으로 알려져 있다. Jeong et al.(2005) 연구에서 위상 3 시기 중국 동해안에서 발달하는 상층골과 함께 시베리아 남부에서 찬 공기가 이류되면서 중국 대부분 지역이 상당한 냉각을 겪으며 동아시아 한 파가 강화된다고 제시한 바 있다. 그러나 우리나라 주별 기온 변동을 중심으로 살펴보면 위상 3 발생 이후 +2주와 +3주 사이 음의 기온 편차가 유의미하게 나타남에 따라 직접적인 활용도가 낮을 것으로 판단하였으며, +3주 뚜렷한 저온 신호가 유지되는 위상 5를 영향 위상으로 선정하였다.

먼저, 위상 5 발생 후 일주일 평균된 계절내 기온 편차의 공간 분포 (Figure 4.30)를 통해 강한 강도를 가지는 MJO가 위상 5에 위치할 때 우리나라 전역에서 기온이 낮아지는 것을 확인할 수 있다. 또한, 위상 5 발생 직후부터 20일 후(+1주~+3주)까지 매일의 기온 변동을 살펴보면 (Figure 4.31), 음의 기온 편차가 점차 강화되면서 발생 7일 후 최저값이 나타나며 그 이후로 다시 양의 기온 편차로 전환되는 모습을 볼 수 있다. 위상 5 발생 직후 주평균 기온 편차값은 -0.61°C 이다. 겨울철 초기 위상 5로 강하게 발달하는 경우는 총 287일로써 8개의 위상 중 네 번째로 많이 발생하며, 이 중 음의 기온 편차를 보이는 날이 162일로 약 56%의 저온 발생 가능성을 보여준다. MJO 대류 활동에 따른 주별 기온 변동은 강도뿐만 아니라 지속 기간에 따른 차이도 발생하는데 위상 5 발생 이후 4일 이상 지속되는 경우 저온 발생률은 약 6% 더 증가하는 것으로 나타난다.

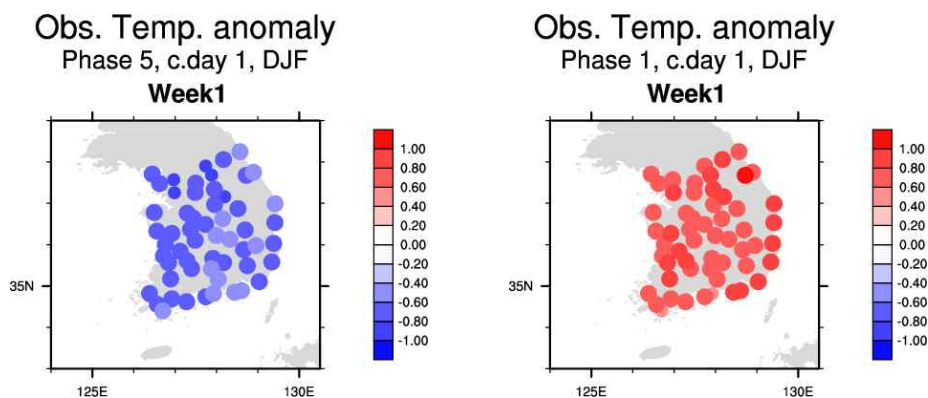


Figure 4.30. Weekly mean composite of intraseasonal temperature anomalies (significant at the 95% confidence level) during the initially strong phase 5 (left) and phase 1 (right) over South Korea.

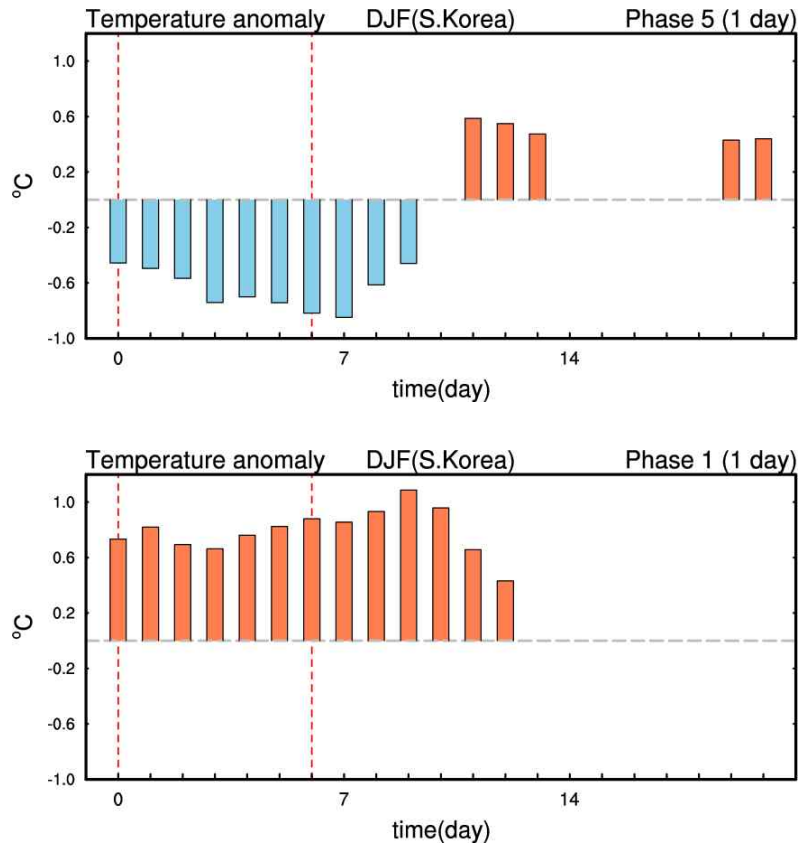


Figure 4.31. Time-lag composite of intraseasonal temperature anomalies averaged over South Korea (significant at the 95% confidence level) during the initially strong phase 5 (top) and phase 1 (bottom).

우리나라 겨울철 저온 발생을 야기하는 위상 5와 관련된 대류 활동 및 동아시아 지역의 원격상관 대기 반응을 조사하기 위해 초기 위상이 5에서 강하게 발달할 때(lag 0) 상향장파복사 편차, 200hPa 지위고도 및 파동 활동 플럭스(Wave activity flux) 편차를 Figure 4.32에 제시하였다. 위상 5 발생 직후 상향장파복사 편차 공간 분포를 살펴보면, 인도양에 대류가 약화되고 해양성 대륙 부근에서 대류가 강화되는 구조를 보인다. 특히, 해양성 대륙 부근에서 적도를 기준으로 북쪽 또는 남쪽에 대류 중심이 위치해 있다. 이는 해양성 대륙에 도착하면 남쪽으로 우회하여 인도네시아와 호주 사이의 해양 지역을 통해 전파되는 MJO 대류 특성이 반영된 결과로 추정된다. 해양성 대륙 부근에서 대류 활동이 활발해짐에 따라 남동아시아 대륙 방향으로 뻗어나가는 상층 파동 활동 플럭스 편차가 유의하게 나타난다. 남동아시아 부근 상층에 고기압성 순환 편차가 나타나고 파동 전파를 통해 한반도 북동쪽으로 저기압성 흐름 및 캄차카반도 부근으로 고기압성 흐름이 강화되는 모습이다.

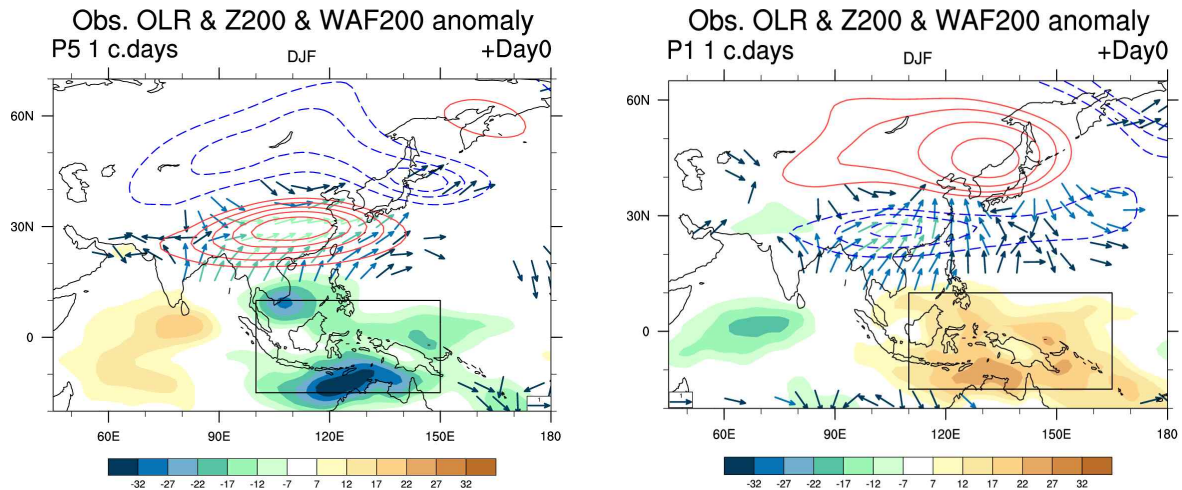


Figure 4.32. Composite of intraseasonal anomalies in OLR, 200hPa geopotential height, and 200hPa wave activity flux in strong phase 5 (left) and phase 1 (right).

남동아시아 지역에서부터 북동쪽으로 나타나는 고-저-고 형태의 파동 전파 패턴의 발생 원인을 추정하기 위해 위상 5 시기에 나타나는 주요 대류 강화 또는 대류 약화와 관련된 상층 대기 반응을 각각 살펴보았다. 즉, 인도양 대류가 약화 또는 해양성 대류가 발달하는 경우에 대한 단일 효과 또는 두 경우가 동시에 발생하는 결합 효과를 나눠서 분석하였다. Figure 4.33에서 검정 실선으로 박스 표기된 지역을 대상으로 대류 발달(약화)은 상향장파복사 편차값이 -1.0σ 이하($+1.0\sigma$ 이상)이고 그 외 지역은 -0.25σ 보다 크고 0.25σ 작을 때로 정의하였으며 세 가지 경우에 대한 상향장파복사 및 200hPa 지위고도 편차 합성장을 보여준다. 인도양 대류 약화만 존재하는 경우 인도 대륙에서부터 캄차카반도 부근으로 저-고-저 파동열이 나타나고 해양성 대류 강화만 존재하는 경우 우리나라 남쪽으로 고기압성 흐름, 북동쪽으로 저기압성 흐름이 나타난다. 인도양과 해양성 대류에서 대류 약화 및 강화가 동시에 존재하는 경우 고-저-고 대기 패턴이 확연히 보인다. He et al.(2011)에 의하면 120°E 부근으로 강화된 열대 대류가 존재하는 경우 적도에 갇힌 로스비 파동 반응으로 대류 중심의 북서쪽 상층 대기에서 고기압성 흐름이 발생한다고 밝혀진 바 있다.

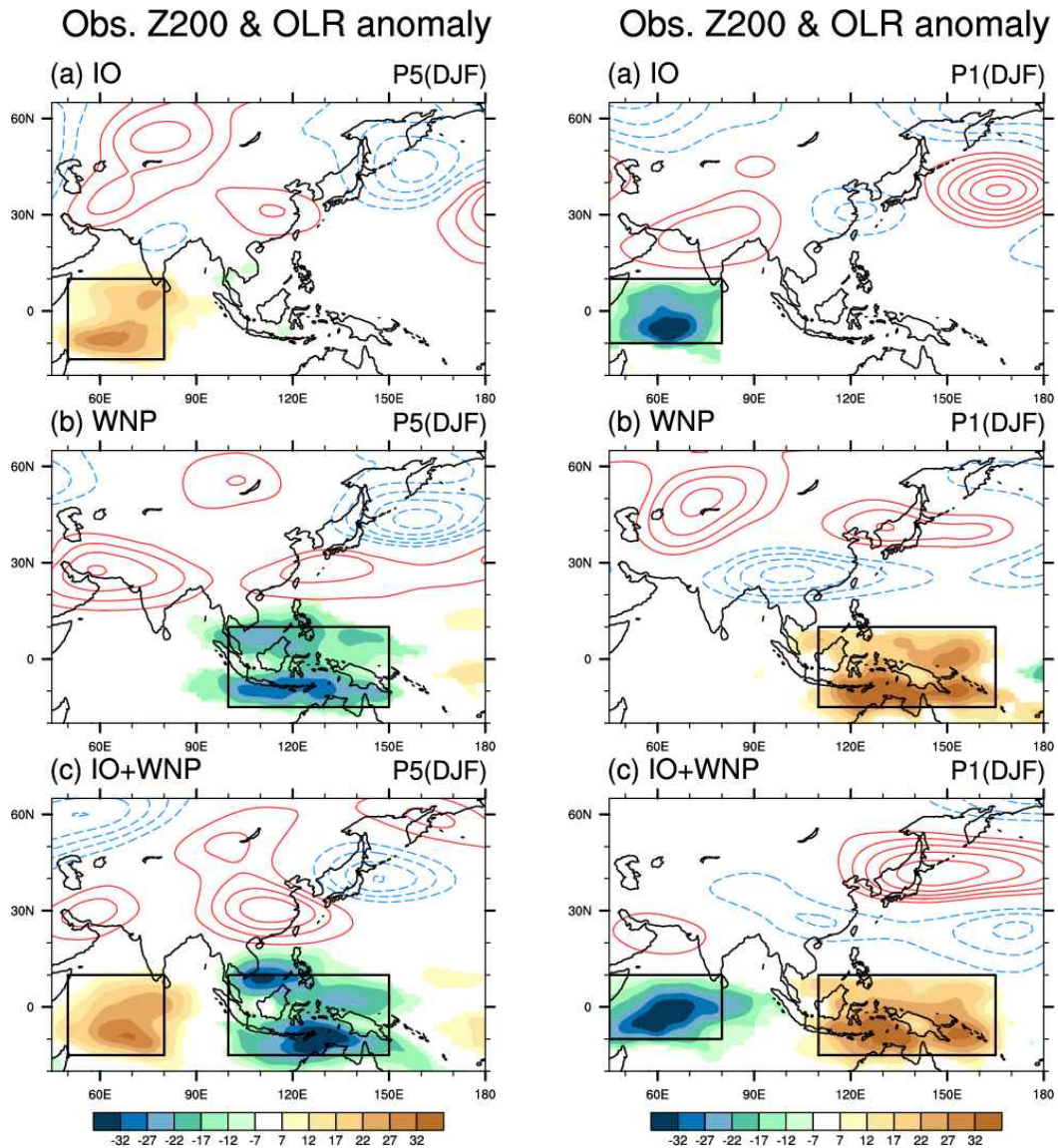


Figure 4.33. Composite of OLR and 200hPa geopotential height anomalies associated with the singular or combined effect of phase 5-related (left) and phase 1-related (right) convection. The reference regions are the Indian Ocean (IO)-only (top), the western North Pacific (WNP)-only (middle), and IO-WNP (bottom).

Figure 4.34는 MJO 위상 5로 강하게 발달할 때 0일, 2일, 4일, 6일 후에 나타나는 동아시아 지역 500hPa 지위고도 편차를 보여준다. 위상 5 발생 직후 남동아시아에 고기압성 흐름이, 한반도 동쪽 저기압성 흐름이 유도되는 것을 확인할 수 있다. 한반도 동쪽 저기압성 흐름은 시간이 흐를수록 점차 강해지고 일주일 동안 지속되는 모습이다. 이와 더불어 우랄산맥 동쪽으로 고기압성 흐름이 강화되면서 상층 기압능이 발달하는 모습도 관측된다.

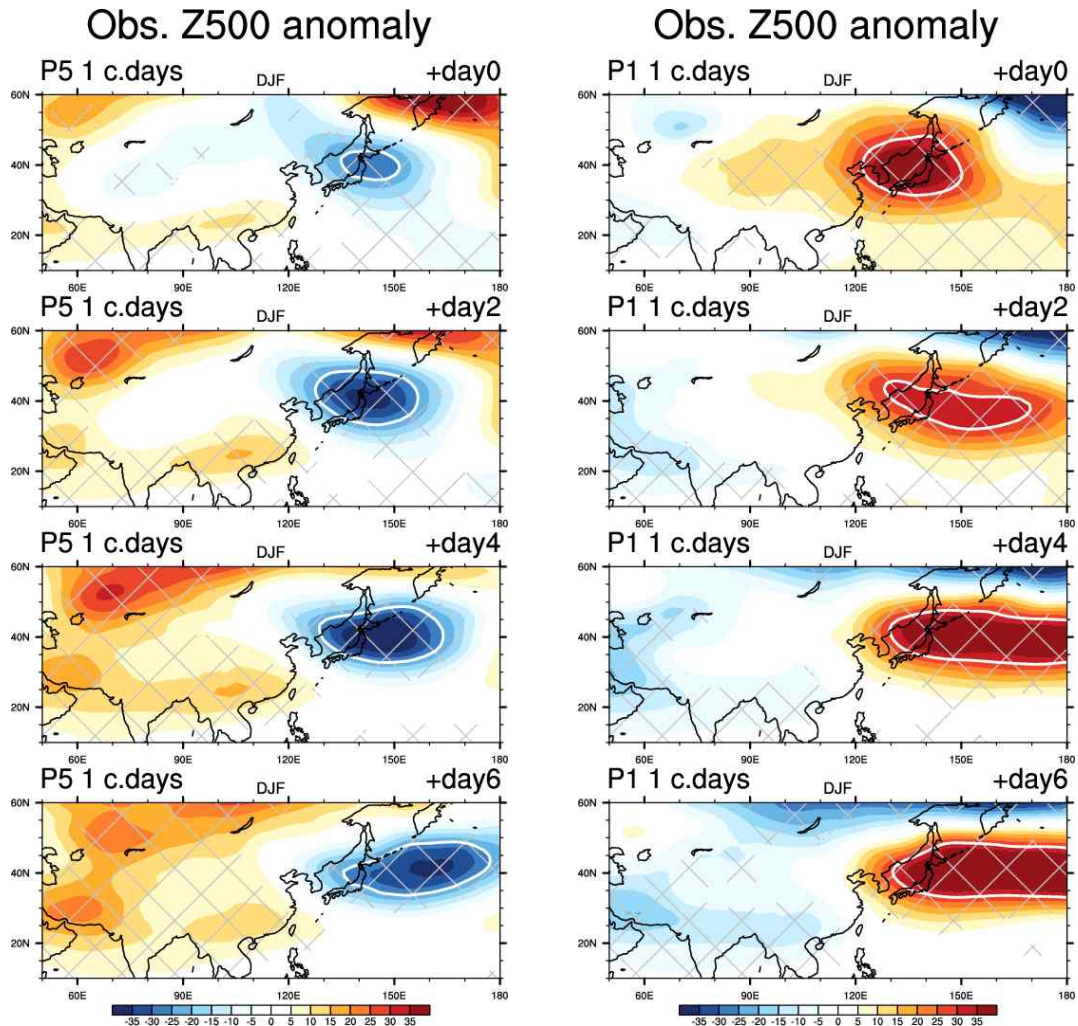


Figure 4.34. Composite of intraseasonal 500hPa geopotential height anomaly at days 0, 2, 4, 6 after the initially strong phase 5 (left) and phase 1 (right).

Figure 4.35은 위상 5 발생 이후 일주일 평균된 500hPa 지위고도 편차, 해면기압 및 1000hPa 온도이류 편차, 2m 기온 편차 공간 패턴을 보여준다. 한반도 동쪽의 저기압성 순환 편차는 하층 대기에서도 뚜렷하게 존재하는데, 바이칼호 부근 시베리아 지역(회색 박스 표기)에서는 양의 해면기압 편차가 강해지면서 한반도를 중심으로 서고동저형 기압 패턴이 나타난다. 전형적인 동아시아 겨울 몬순의 하층 기압 패턴은 한반도 서쪽으로 대륙고기압을 발달시키고 동쪽으로 알류산 저기압을 발달시키는데 호조건이 되며 두 기압계 사이에서 북풍 계열 바람 편차가 강화되는 것을 알 수 있다. 북서풍 바람 편차는 우리나라로 대륙의 찬 공기를 직접적으로 남하시켜 우리나라 주변으로 한랭이류가 강화되는 모습이 뚜렷하게 나타나며 기온을 하강시키는 역할을 한다. 주로 MJO와 관련된 지표대기온도는 하층 대류권에서 강한 온도 이류에 의해 나타난다 (Jeong et al., 2005). 이는 해양성 대륙 부근에서의 MJO의 열적 강제력에 의해 국지적 해들리셀이 강화되고 중위도 동아시아 지역에 차고 건조한 환경이 조성될 수 있다는 He et al.(2011) 연구 결과와 일치한다.

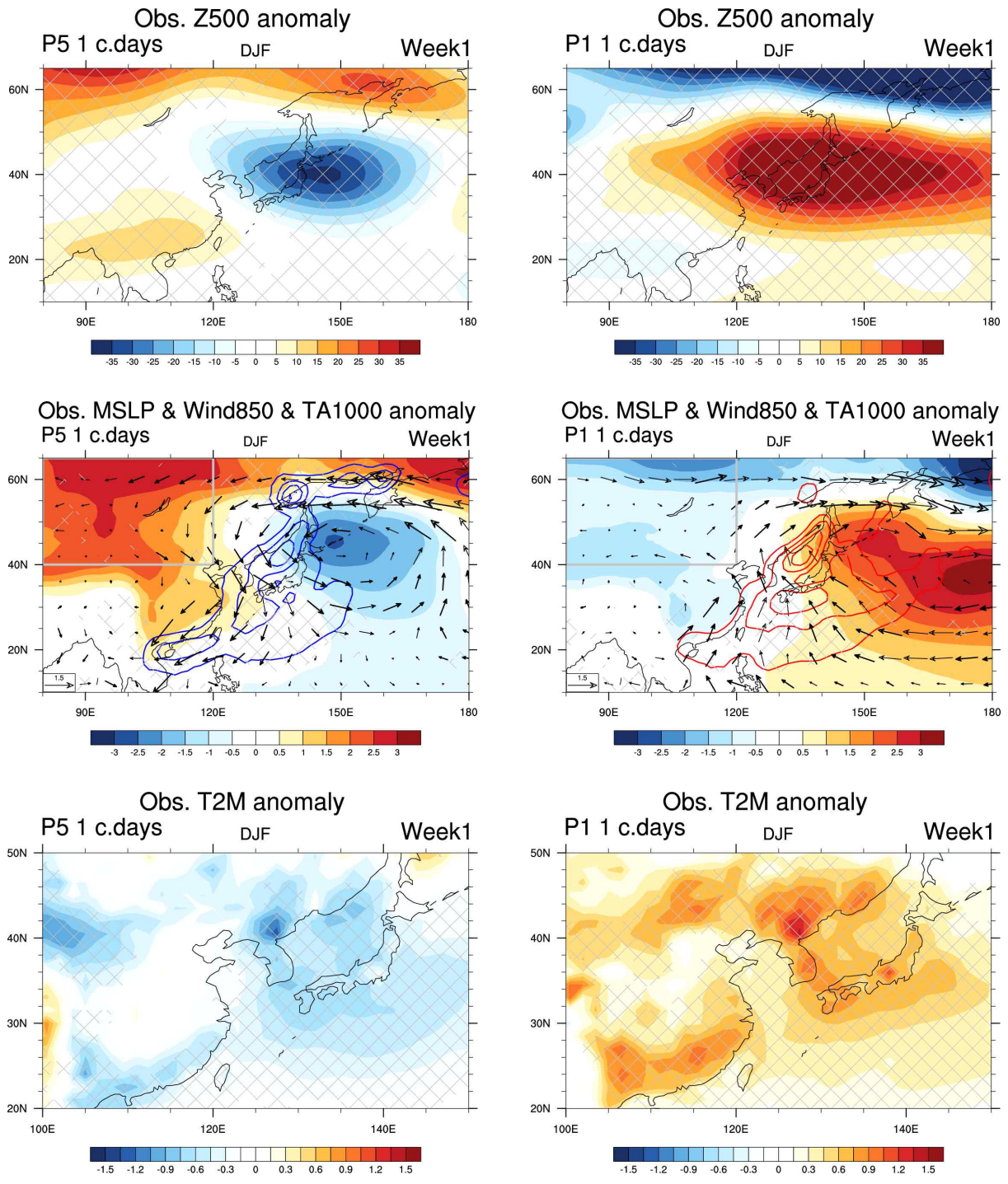


Figure 4.35. Weekly mean composite of intraseasonal anomalies in 500hPa geopotential height (top), mean sea level pressure, 850hPa wind , 1000hPa tempeprature advection (middle), and 2m temperature (bottom) during the initially strong phase 5 (left) and phase 1 (right).

다음으로 겨울철 우리나라 고온 발생에 영향을 주는 MJO 위상에 대해 조사 해 보았다. 진폭이 1.0 이상의 강한 강도를 보이는 MJO가 위상 1에 위치하면 우리나라 전역에서 양의 기온 편차가 발생한다 (Figure 4.30). 위상 1 발생 이후 고온 경향이 지속되다가 10일째 1.0°C 이상의 양의 기온 편차 최대값이 나타나고 이후 점차 약화되는 모습을 보이며 (Figure 4.31), 발생 첫 주 평균 기온이 0.76°C 상승하는 것으로 나타난다. 40년 겨울철 동안 위상 1 발생일은 총 193일로 8개 위상 중에 가장 낮은 발생 빈도수를 기록한다. 그 중, 122일이 양의 기온 편차를 나타내며 초기 위상 1일 때 우리나라 고온 발생률은 63%이다. 위상 1의 경우 대류 열적 강제력 지속 기간이 길어질수록 기온 상승 및 고온 발생률 증가가 뚜렷하게 나타나는데, 4일 이상 지속 시 기존 대비 주평균 기온 편차는 약 0.2°C, 고온 발생률은 14% 높아지는 것으로 나타났다.

위상 1은 열대 동아프리카부터 서인도양에서 걸쳐 대류가 생성되는 반면, 약화된 대류가 해양성 대륙 동쪽을 중심으로 넓은 지역에 존재하는 시기이다 (Figure 4.32). 상층 파동 활동 플릭스는 대류 억제역에서부터 북쪽으로 전파되는 모습으로 나타나며 위상 5 시기와는 반대로 남동아시아 지역에 음의 상층 지위고도 편차가 발생한다. 즉, 상층 대기에서 대류 억제역의 북서쪽으로 저기압성 순환 편차, 한반도 부근으로 고기압성 순환 편차, 캄차카반도-베링해 부근에 저기압성 순환 편차가 나타나는 것을 확인 할 수 있다. 이러한 저-고-저 파동 전파 패턴 발생 원인을 위상 1과 관련된 대류 활동의 단일 효과 또는 결합 효과에 대한 상층 대기 반응 비교분석을 통해 알아보려고 한다 (Figure 4.33). 강화된 대류가 서인도양에서 위치할 때 인도 북부에 고기압성 순환 편차가 발생하고 동중국을 통해 일본 동쪽 해상까지 파동 전파가 발생하는 것을 볼 수 있다. 반면, 해양성 대륙-서태평양 지역에서 약화된 대류에 의해 남동아시아 지역에서부터 한반도를 통해 캄차카 부근까지 저-고-저 순환 편차가 나타나고 서인도양 대류로부터 발현되는 파동 전파 경로보다 좀 더 북쪽으로 이동하는 모습으로 보여진다. 따라서, 위상 1과 관련된 해양성 대륙 부근 대류 억제역으로부터 한반도 중심으로 고기압성 순환이 유도되는 것으로 판단된다.

위상 1 발생일을 기준으로 500hPa 지위고도 편차의 시간 지연 합성장 (Figure 4.34)을 살펴보면, 발생 직후 한반도 부근으로 상층에 유의미한 고기압성 순환 편차가 발생하고 점차 그 중심이 동쪽으로 이동하면서 동서로 길게 확장되는 것을 볼 수 있다. 따라서 위상 1 발생 후 우리나라는 일본에 중심을 둔 고기압성 순환의 서쪽 가장자리에 위치해 있는 모습이다 (Figure 4.35). 하층 기압 분포를 살펴보면, 우리나라를 기준으로 동쪽에 양의海面기압 편차, 서쪽으로 음의海面기압 편차가 나타나면서 대륙 고기압과 알류산 저기압이 약화될 수 있음을 암시한다. 이러한 서저동고 형태의 하층 기압 패턴은 겨울 몬순의 강약을 조절하는 동아시아 기압골 및 북풍의 약화를 초래하며, 실제로 우리나라 부근에서 남풍 계열 바람 편차가 강화됨에 따라 남쪽에서부터 상대적으로 따뜻한 공기 유입이 활발해지고 강한 온난이류가 발생하는 것을 확인할 수 있다. 이로 인해 우리나라를 포함한 동아시아 지역에 기온 상승이 유의하게 나타난다.

반면, 겨울철 우리나라 고온 및 저온 발생에 영향을 주는 MJO 위상은 동시 상관뿐만 아니라 시간 지연 상관 반응에서도 확인할 수 있다. 흥미롭게도 시간 지연 효과는 MJO 대류 강제력이 지속적으로 유지되는 경우에만 유의미한 시그널이 나타난다. 1.0 이상의 강도를 가지는 위상 6 발생 후 4일 이상 지속되는 경우 +2주에 고온, +3주에 저온 경향이 나타난다 (Figure 4.36). 위상 6으로 4일 이상 강하게 발달하는 경우 +1주에 음의 기온 편차를 보이거나 우리나라 전역에서 유의하게 나타나지 않고 주 후반부터 양의 기온 편차로 전환된다. +2주에 유의한 수준에서 고온이 지속되는 것으로 나타나며 주평균 기온 편차는 0.8°C , 양의 기온 편차 발생률은 66%로 높게 나타난다. +3주부터 다시 음의 기온 편차를 기록하며 주별 기온 변동이 큰 것을 알 수 있다. 그러나 +3주 주평균 기온 편차는 -0.2°C 로 반응 강도가 약하며 저온 경향이 일주일 내내 유의한 수준으로 지속되지 않는다.

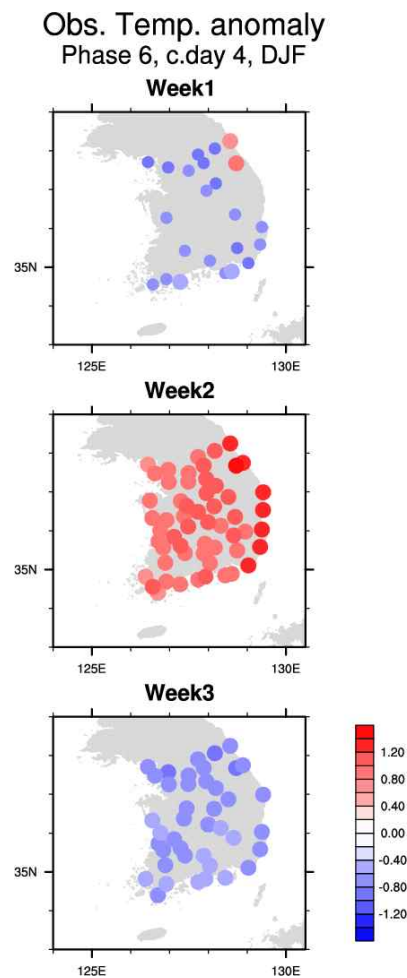


Figure 4.36. Weekly intraseasonal temperature anomalies (significant at the 95% confidence level) over South Korea during a persistent strong phase 6 for 4 consecutive days.

위상 6과 관련된 대류 활동을 살펴보면 (Figure 4.37), 중앙-동인도양 부근으로 대류가 약화되고 서태평양 부근으로 대류가 강화된다. 위상 5 시기에 강화된 대류 중심은 해양성 대륙 부근에 위치하지만 위상 6으로 한 단계 이동하면서 서태평양 부근에 위치한다. 또한, 위상 5와 관련된 대류 억제역은 좀 더 서인도양 쪽에 치우쳐 있는 반면 위상 6 시기에 동인도양 쪽으로 이동해 있는 모습이다. 대류 중심 위치에 따라 적도-중위도 파동 전파경로가 변화될 수 있으며 우리나라에 미치는 영향 또한 다르게 나타날 수 있다. He et al.(2011) 연구에서 120°E 부근에 중심이 위치하는 대류 구조인 경우와 120°E를 중심으로 서쪽과 동쪽에 반대 부호를 가지는 동서 다이폴 대류 구조인 경우 동아시아 기온 변동에 뚜렷한 차이가 발생함을 확인한 바 있다. 위상 6 발생 직후 인도양 대류 억제역으로부터 북쪽 방향으로 파동 활동 플릭스가 발생하고 인도 북서쪽으로 상층 저기압성 순환 편차가 유도된다. 북동 방향으로 파동이 전파되면서 아시아 대륙 고기압성 순환 편차, 한반도 북동쪽 저기압성 순환 편차가 나타난다.

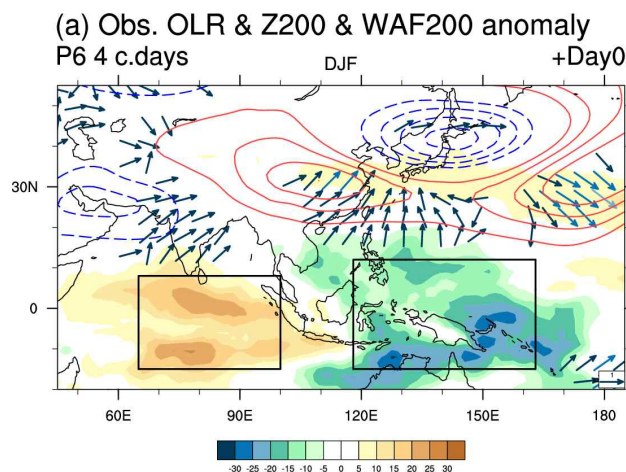


Figure 4.37. Composite of intraseasonal anomalies in OLR, 200hPa geopotential height, and 200hPa wave activity flux at +0 day when strong phase 6 persists for 4 days.

위상 6 관련 대류의 지속적인 발생 이후 주별 500hPa 지위고도 편차 분포를 주별로 살펴보면 (Figure 4.38), +1주에 한반도 서쪽 아시아 대륙을 중심으로 강한 고기압성 흐름이 발달하고 +2주에 동쪽으로 이동하여 우리나라 남동쪽에 위치하게 된다. 하층 대기에서도 우리나라 남동쪽에 고기압성 순환 흐름이 강화되면서 서쪽 가장자리를 따라 남서풍 바람 편차가 지배적으로 나타난다 (Figure 4.39). 남풍 계열 바람은 우리나라 부근 온난이류를 강화시키고 기온 상승을 유도하는 것으로 판단된다.

동시에 위상 6 발생 1주 후(+2주) 우랄산맥 지역으로 상하층 대기에서 강한 고기압성 흐름이 발생한다. Kim et al.(2020)은 위상 6-7과 관련된 서태평양 대류에 의한 비단열 가열항이 북동쪽으로 로스비파를 발현시켜 약 10일~15일 후 동유럽에 고기압성 흐름을 유도할 수 있음을 규명한 바 있다. 점차 고기압성 흐름이 동쪽으로 이동하고 +3주에 바이칼호 서쪽에 위치한다.

500hPa 지위고도 편차장 (Figure 4.38)에서 우랄지역에 양의 편차, 한반도 부근 음의 편차, 일본 남동쪽 해상에 양의 편차가 나타나면서 남동방향으로 고-저-고 파동 전파 패턴을 확인 할 수 있다. 이러한 상층 기압 패턴은 우랄지역에 강한 기압능을 형성시키고 한반도 기압골 발달을 유도하는 것으로 보인다. 또한, +3주 해면기압 편차장 (Figure 4.39)에서 시베리아 지역(회색 박스 표기)에 양의 편차가 강화되는데, 이는 우랄기압능이 발달함에 따라 시베리아 지역으로 한기가 유입되면서 대륙고기압 발달에 기여하는 것으로 추정된다. 북쪽으로부터 차고 건조한 공기가 북풍과 함께 우리나라로 이류되면서 기온이 낮아질 수 있는 호조건을 형성한다. 그러나 서태평양 대류 강제력에 의해 2주 후 나타나는 원격상관 대기 반응은 장거리 파동 전파 과정 중간에 약화될 수 있는 가능성이 존재하므로 해석에 주의가 필요하다.

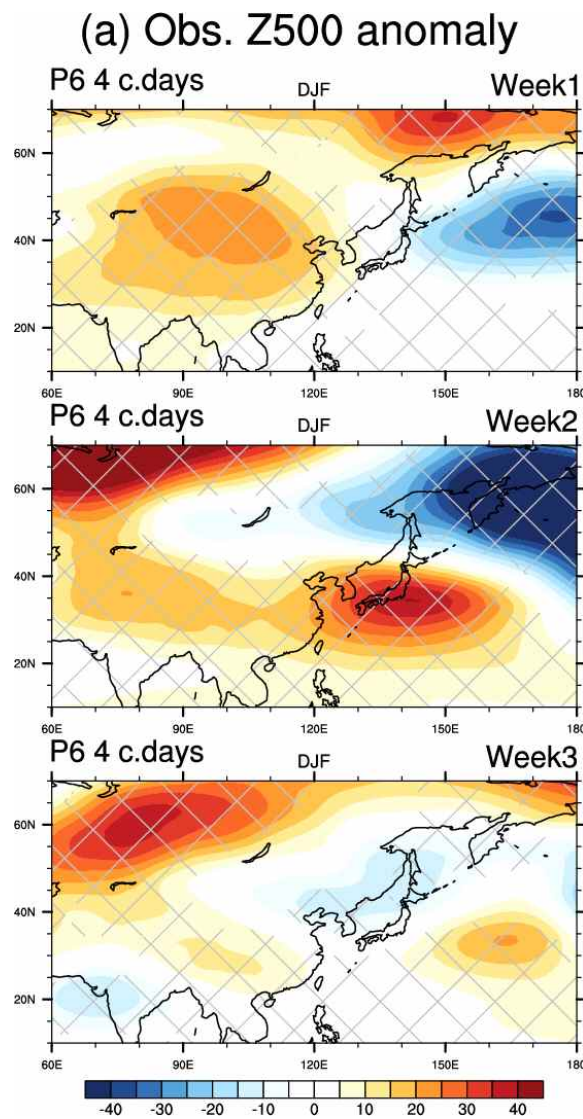


Figure 4.38. Weekly composite of intraseasonal 500hPa geopotential height anomalies during a persistent strong phase 6 for 4 consecutive days.

(a) Obs. MSLP & Wind850 & TA1000 anomaly

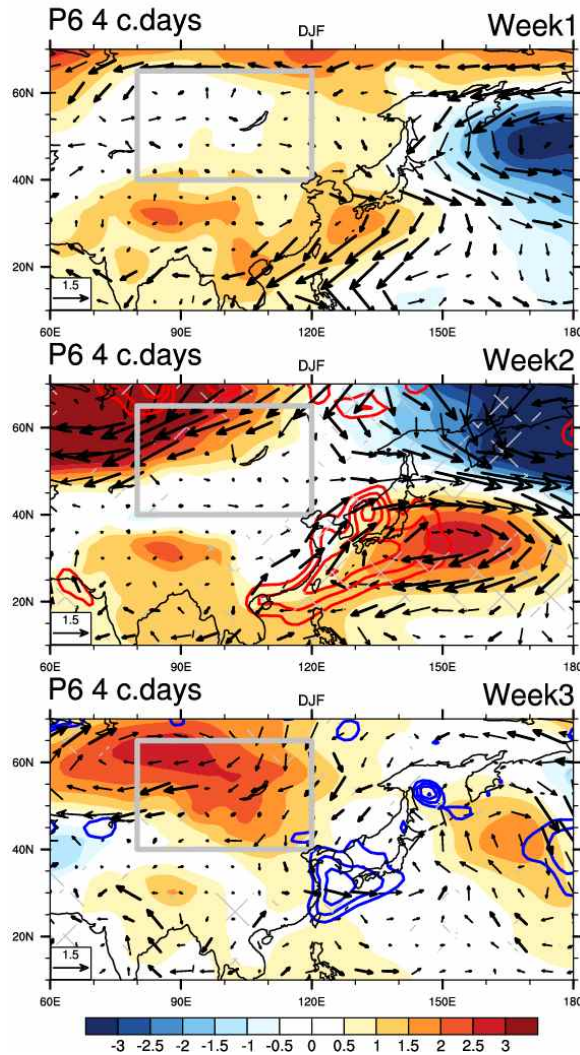


Figure 4.39. Weekly composite of intraseasonal anomalies in MSLP, 850hPa wind, and 1000hPa temperature advection during a persistent strong phase 6 for 4 consecutive days.

4.3.4. MJO 예측 정보 1개월 장기에보 활용성 평가

관측 자료를 바탕으로 MJO 대류와 한반도 겨울철 기온의 계절내 변동에 뚜렷한 상관관계가 있음을 확인하였다. 특히, MJO 영향은 동시 상관 대기 반응에서 가장 유의미하게 나타난다. 따라서 +3주 예보를 위한 예측인자로서 활용하기 위해 초기값으로부터 14일~20일 후 예측된 값에 대한 검증을 수행하였다. 계절내 예측 모델 중에서도 MJO 지수 예측성이 가장 뛰어나다고 알려진 ECMWF 모델의 결과를 활용하였다. 따라서 ECMWF 계절내 모델에서 +3주 영향 위상이 예측되었을 때 열대 강제력의 위치 및 강도, 관련 역학과정, 기온 변동에 대한 모의 성능을 진단해 보고 +3주 예보에 활용 가능성 높은 예측 정보를 선별해 보고자 한다.

Figure 4.40는 20년 겨울철 동안 Hindcast 앙상블 평균 자료로부터 추출된 MJO 지수의 이변량상관계수(BCC), 평균제곱근오차(RMSE), 강도오차(Amplitude error), 위상오차(Phase error)를 보여준다. 관측과 예측의 상관계수의 경우 예측 초기에 1에 가까운 높은 상관관을 보이다가 29일 후 예측 임계값인 0.5 수준에 도달한다. +3주에는 0.6 이상의 높은 상관계수를 가진다. RMSE도 BCC에서 보여주는 결과와 유사하게 +4주까지 예측 임계값인 $\sqrt{2}$ 보다 낮은 값으로 나타난다. 관측과 예측 사이의 위상각 차이로 표현되는 위상오차의 경우 선행시간이 길어질수록 음의 값을 가짐에 따라 관측보다 위상 전이 속도가 느려지고, 진폭의 크기도 관측보다 작게 모의하는 특성을 보인다.

Historical verification of the MJO index (2001-2020)

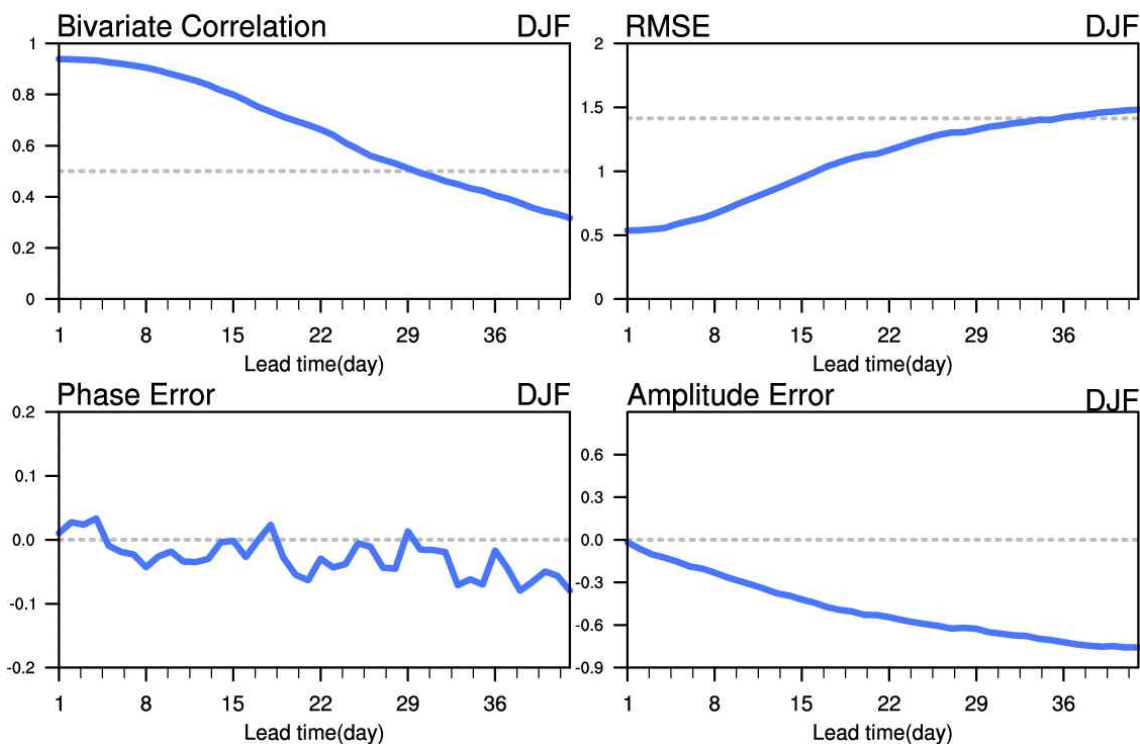


Figure 4.40. The bivariate correlation, RMSE, phase error, and amplitude error for MJO index, as a function of forecast lead time for all hindcasts initialized from the winter of 2001-2020.

영향 위상 및 강도로 예측될 때 관측의 위상과 강도를 얼마나 잘 모의하는지 조사하기 위해 +3주에 대한 일별 예측 및 관측 지수값을 위상도에 표출해 보았다 (Figure 4.41). Figure 4.41에서 상단 그림은 저온 발생과 관련된 위상 5, 하단 그림은 고온 발생과 관련된 위상 1에 대한 것이며 +3주 초기(Day1) 예측(좌) 및 관측(우) 값은 붉은색 채워진 점으로 표기된다.

EMCWF 모델에서 겨울철 동안 +3주에 초기 강도 1.0 이상이고 초기 위상 5로 예측되는 사례는 총 24회이며 대부분 초기 위상 2-3에서 시작되거나 약한 강도(inactive)를 보이다가 +3

주에 위상 5로 강하게 발달하는 사례였으며, 위상 5 발생 2일 후까지 1.0 이상의 강한 강도로 지속되고 그 이후에 약화되거나 위상 6으로 이동하는 경향을 보인다. 전체 예측 사례 중에서 관측에서 위상 및 강도가 적중한 사례는 11회로 약 45%의 적중률을 보이며 +3주 위상 및 강도 예측력이 50%도 미치지 않음을 확인할 수 있다. 위상 5의 경우 MJO 주요 대류의 지리적 위치는 해양성 대륙 부근이며, MJO 대류가 해양성 대륙을 횡단하는 동안 상대적으로 낮은 모의 성능을 보이는 예측 장벽이 존재하는 것은 많은 연구를 통해 알려져 있다. Kim et al.(2016) 연구진은 ECMWF 앙상블 예측 시스템에서 초기 OLR 편차의 공간 분포가 예측 스킬을 결정하는데, 인도양에서 대류가 강화되고 서태평양에서 대류가 약화되는 다이폴 패턴 구조가 뚜렷하게 나타나는 경우 로스비파 반응 및 이와 관련된 남북방향 수분 이류를 통해 해양성 대륙을 통과하는 MJO 전파가 잘 재현되는 반면, 서태평양 서쪽에서 대류 신호가 거의 없고 해양-대기 결합 과정이 잘 모의되지 않는 경우 해양성 대륙 부근 모의 성능이 낮게 나오는 경향이 있음을 밝힌 바 있다.

반면, +3주에 초기 강도 1.0 이상이고 초기 위상 1로 예측되는 경우는 총 21회로 그 중, 11회가 관측에서도 동일한 위상 및 강도로 나타나면서 52%의 적중률을 보였다. 예측이 성공한 사례는 초기부터 강한 강도로 시작하여 +3주까지 유지되는 모습으로 초기 위상 7에서 시작하여 위상 2로 이동하면서 일반적으로 알려진 MJO 위상 전이 속도(약 5일)로 전파되는 특성을 보인다. 예측이 실패한 사례 대부분은 관측에서 +3주 위상 8로 시작되는 경우로 관측보다 한 위상 더 빠르게 전파하는 것으로 모의가 되었다.

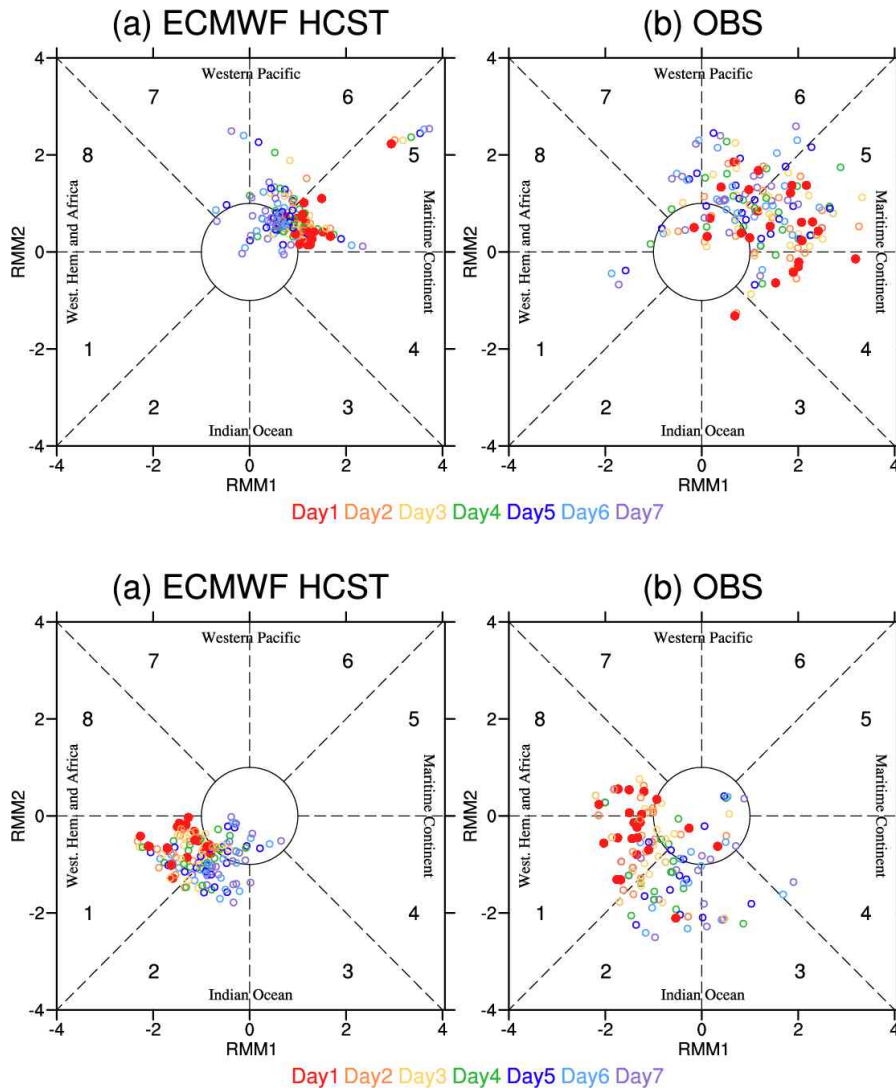


Figure 4.41. Phase space diagram of ECMWF hindcast (left) and observation (right) when initially strong phases 5 (top) and 1 (bottom) are predicted in the +3week forecast.

+3주 영향 위상 발생 초기(예측 시작 이후 14일째) 대류 활동 및 파동 전파 경로에 대한 모의성능을 살펴보기 위해 위상 5 및 위상 1로 강하게 발달할 것으로 예측될 때의 상향장파복사 편차와 200hPa 지위고도 및 파동 활동 속(Wave activity flux)편차의 공간 분포 (Figure 4.42)를 관측(Figure 4.32)과 비교해 보았다. 먼저, 위상 5의 경우 열대지역(10°S-15°N, 55°E-145°E) 상향장파복사 편차 PCC는 0.75 수준으로 인도양에 대류가 약화되고 해양성 대류 부근으로 대류가 강화되는 양상은 잘 모의되나 전반적으로 강도를 약하게 모의하며, 특히 적도부터 북위 15도 사이의 대류 강화역을 관측보다 약하게 모의한다. 이는 +3주 중반 이후 대부분 강도가 약화되는 지수 예측 결과 (Figure 4.41)와 일치한다. 이로 인해 아열대 지역부터 고위도까지 북동쪽으로 전파되는 상층 대기 패턴을 잘 모의하지 못하고 오히려 한반도 남쪽에 동서 방향으로 길게 늘어진 고기압성 순환 편차가 나타나는 것을 볼 수 있다.

반면, 위상 1의 경우 상향장파복사 편차의 PCC는 0.87로 해양성 대륙 부근 대류 약화되는 모습이 관측과 매우 유사하게 나타난다. 남동중국 대륙을 중심으로 상층 저기압성 순환 편차가 나타나고 북동쪽에 고기압성 순환 편차가 나타나는 전과 양상은 관측과 유사하게 모의 되는 것으로 보이나 관측보다 전과경로가 좀 더 남쪽으로 치우쳐 발생하는 경향이 있다.

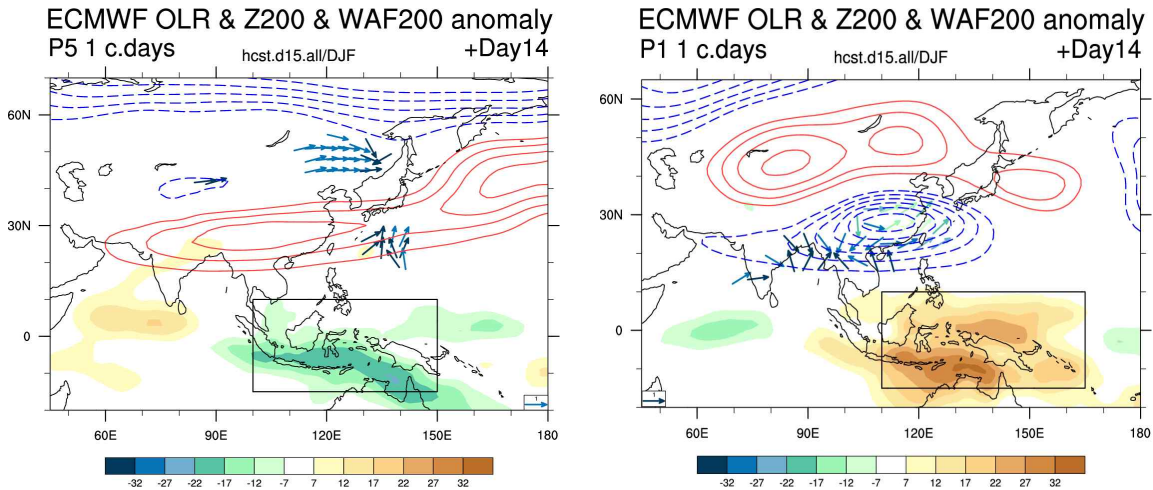


Figure 4.42. Composite of intraseasonal anomalies in OLR, 200hPa geopotential height, and 200hPa wave activity flux on the first day with strong phase 5 (left) and phase 1 (right) in the +3week forecast.

Figure 4.43은 +3주 초기 영향 위상이 강하게 발달할 것으로 예측될 때 500hPa 지위고도, 해면기압 및 850hPa 바람, 2m 기온에 대한 주평균 계절내 편차 예측장을 보여준다. 위상 5와 관련된 중층 기압 패턴을 살펴보면 한반도 동쪽으로 음의 편차역이 나타나지만 열대 지역에서 부터 북쪽으로 전파되는 모습이 아닌 동서 방향으로 전파되는 파동의 일부로 추정되며 Figure 4.42에서도 서에서 동으로 전파되는 유의미한 파동 활동 플럭스가 나타나는 것을 확인 할 수 있다. 또한, 하층 대기에서 한반도 서쪽으로 고기압성 순환과 동쪽으로 저기압성 순환 패턴이 나타나지만, 회색 실선으로 박스 표기된 시베리아 지역에서 북쪽으로 음의 해면기압 편차가 남쪽으로 양의 해면기압 편차가 위치하면서 관측만큼 시베리아 부근 고기압성 흐름이 강화되지 않는다. 북동아시아 지역(10°-60°N, 80°E-180°E) 500hPa 지위고도 및 해면기압 편차 PCC는 0.5 이하로 한반도 동쪽으로 상층골 발달이 모의되지만 강도가 매우 약하고 대륙고기압 발달 또한 과소 모의됨에 따라 한반도 주변으로 기온 하강이 뚜렷하게 나타나지 않는 것을 볼 수 있다.

위상 1의 경우 대류 활동 패턴 및 강도가 비교적 잘 모의됨에 따라 북동아시아 지역에서 보여지는 원격상관 대기 반응에 대한 공간 패턴은 0.7 이상의 높은 상관성을 보인다. +3주 초기 위상 1이 진폭 1.0 이상으로 강하게 발달할 것으로 예측하는 경우 500hPa 지위고도 편차 분포를 살펴보면 (Figure 4.43), 남동아시아 지역에 음의 편차, 한반도 동쪽 양의 편차, 베링해 부근 음의 편차가 존재한다. 아열대 지역에서부터 북동쪽으로 전파되는 파동의 일부로 한반도 동쪽에 중심을 둔 고기압성 흐름이 관측과 유사하게 재현되는 모습이다. 또한, 한반도 북서쪽

시베리아 지역을 중심으로 음의海面기압 편차가 강화되고 한반도 동쪽으로 양의海面기압 편차가 위치함에 따라 전형적인 동아시아 겨울 몬순 하층 기압 패턴으로 모의한다. 따라서 저기압성 순환 편차와 고기압성 순환 편차 사이에 위치한 우리나라는 관측과 유사하게 하층에서 남풍 계열 바람 편차의 영향을 받을 것으로 예측된다. 이는 북쪽에서부터 남하하는 한기의 영향을 억제시키는 반면 해양으로부터 온난습윤한 공기를 유입시키는 역할을 함에 따라 한반도를 포함한 동아시아 지역에서 기온이 유의한 수준으로 증가할 것으로 예측된다. 이와 더불어 대륙고기압의 약화가 관측보다 더 뚜렷하게 나타남에 따라 시베리아 부근에서 관측보다 더 높은 양의 기온 편차값을 보여준다.

본 연구에서 MJO 예측지수 검증을 통해 선행시간이 길어질수록 강도는 약하게 위상 전이 속도는 느리게 모의하는 경향을 확인한 바 있다. 특히, +3주 예측의 경우 관측에서 진폭 1.0 이상 강하게 발달하더라도 모델은 1.0 이하의 약한 강도로 모의하거나 관측보다 하나 또는 두 위상 이전으로 모의하는 경우가 많다. 따라서 MJO 예측지수 실용성을 좀 더 높이기 위해 관측보다 약하게 모의하거나 동일 위상으로 장기간 지속할 것으로 모의하는 경우를 모두 고려하여 예측 강도 및 지속기간에 대한 민감도 분석을 수행하였다.

활용성 평가를 위해 크게 두 개의 요소를 진단하였는데 첫째는 +3주 예측된 위상과 강도가 관측과 얼마나 일치하는가, 둘째는 영향 위상으로 예측될 때 열대 대류 활동 및 북동아시아 대기 순환 패턴을 얼마나 잘 재현하는가를 중점적으로 살펴보았다. Figure 4.44는 +3주 위상 5와 위상 1로 예측될 때 위상 및 강도 적중률(Hit rate, HR)과 상향장파복사, 500hPa 지위고도,海面기압 계절내 편차의 패턴상관계수(PCC)를 보여준다. 예측 강도는 0.6 이상(이하 “W” 표기), 1.0 이상(이하 “M” 표기), 1.5 이상(이하 “S” 표기)으로, 위상 발생 후 지속 기간은 1일(이하 “d1” 표기), 2일(이하 “d2” 표기), 3일(이하 “d3” 표기), 4일(이하 “d4” 표기), 5일(이하 “d5” 표기)로 나누어 살펴보았다. 위상 및 강도 적중률이 50% 이상, PCC가 0.5 이상일 때 비교적 높은 예측력을 가지는 것으로 판단하였다.

전반적으로 위상 5의 경우 강한 강도보다 약한 강도로 장기간 지속될 것으로 예측될 때 위상 적중률 및 대기 패턴 상관성이 더 우수하다. 관측에서 적용되는 기준과 동일하게 초기 진폭이 1.0 이상 강하게 모의하는 경우보다 0.6 이상의 약한 강도로 5일 이상 길게 지속할 것으로 예측하는 경우 위상 적중률은 약 13% 향상되고 모든 변수의 PCC는 0.7 이상 높게 나타난다. 반면, 위상 1은 거의 모든 경우에서 상향장파복사, 500hpa 지위고도,海面기압 편차의 PCC는 0.6 이상의 값을 보인다. 이는 강도 및 지속 기간과 무관하게 위상 1로 예측하는 경우 관련 대류 활동 및 원격상관 대기 반응 패턴을 비교적 관측과 유사하게 모의하는 것을 암시한다. 그러나 위상 및 강도 적중률은 예측 강도에 민감하게 반응하며 강한 강도로 예측할수록 위상 및 강도 적중률은 높아진다. 초기 강도를 1.0 이상으로 모의하는 경우 대비 1.5 이상의 매우 강한 강도로 모의하는 경우 위상 및 강도 적중률은 약 8% 향상되고 PCC는 0.8 이상 높은 값을 보여준다. 특히, 초기 위상 1로 매우 강하게 발달할 때 남중국해 부근 대류를 관측과 유사하게 모의하는 것으로 나타난다.

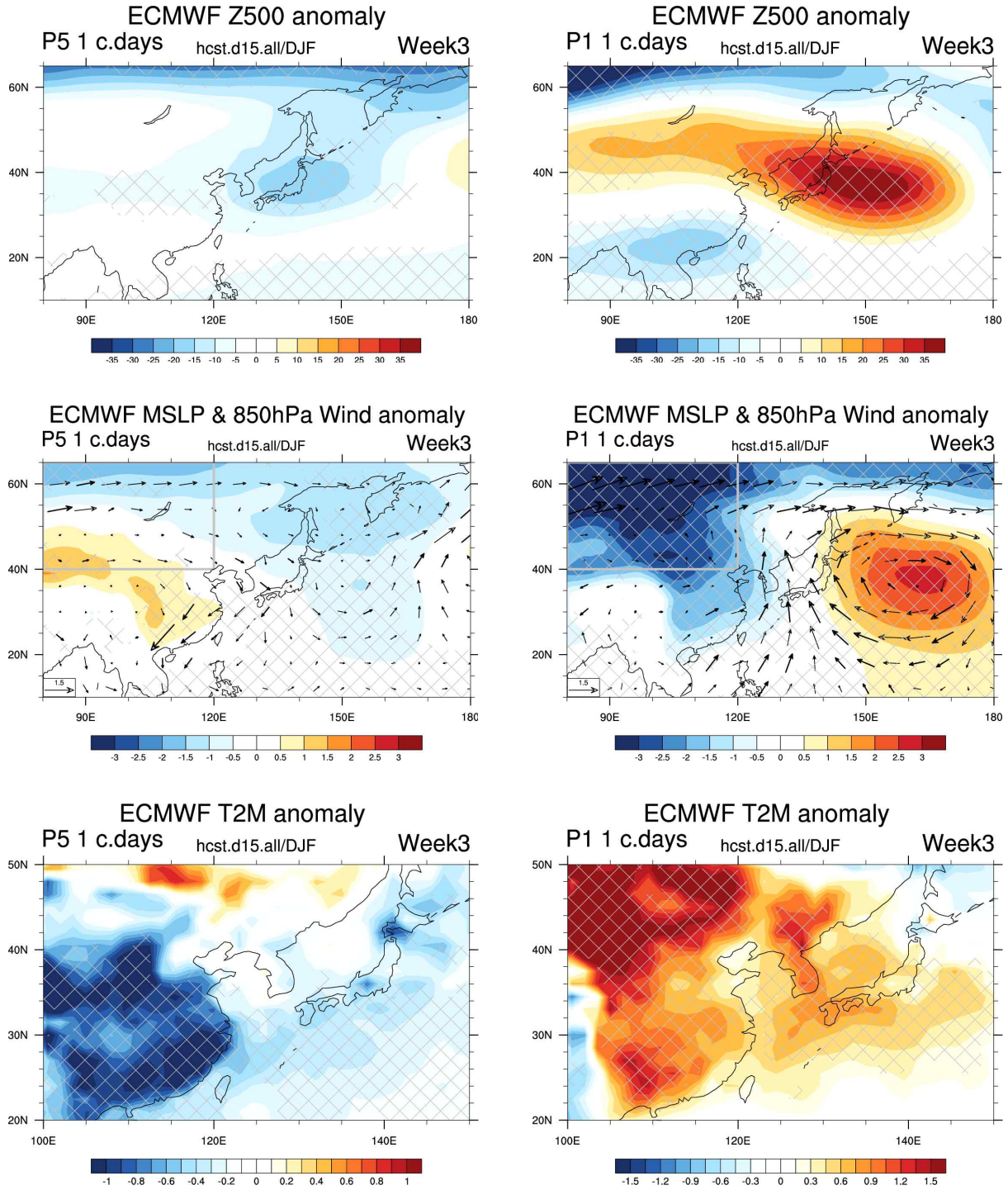


Figure 4.43. Composite of intraseasonal anomalies in 500hPa geopotential height (top), mean sea level pressure, 850hPa wind (middle), and 2m temperature (bottom) for initially strong phase 5 (left) and phase 1 (right) in the +3week forecast.

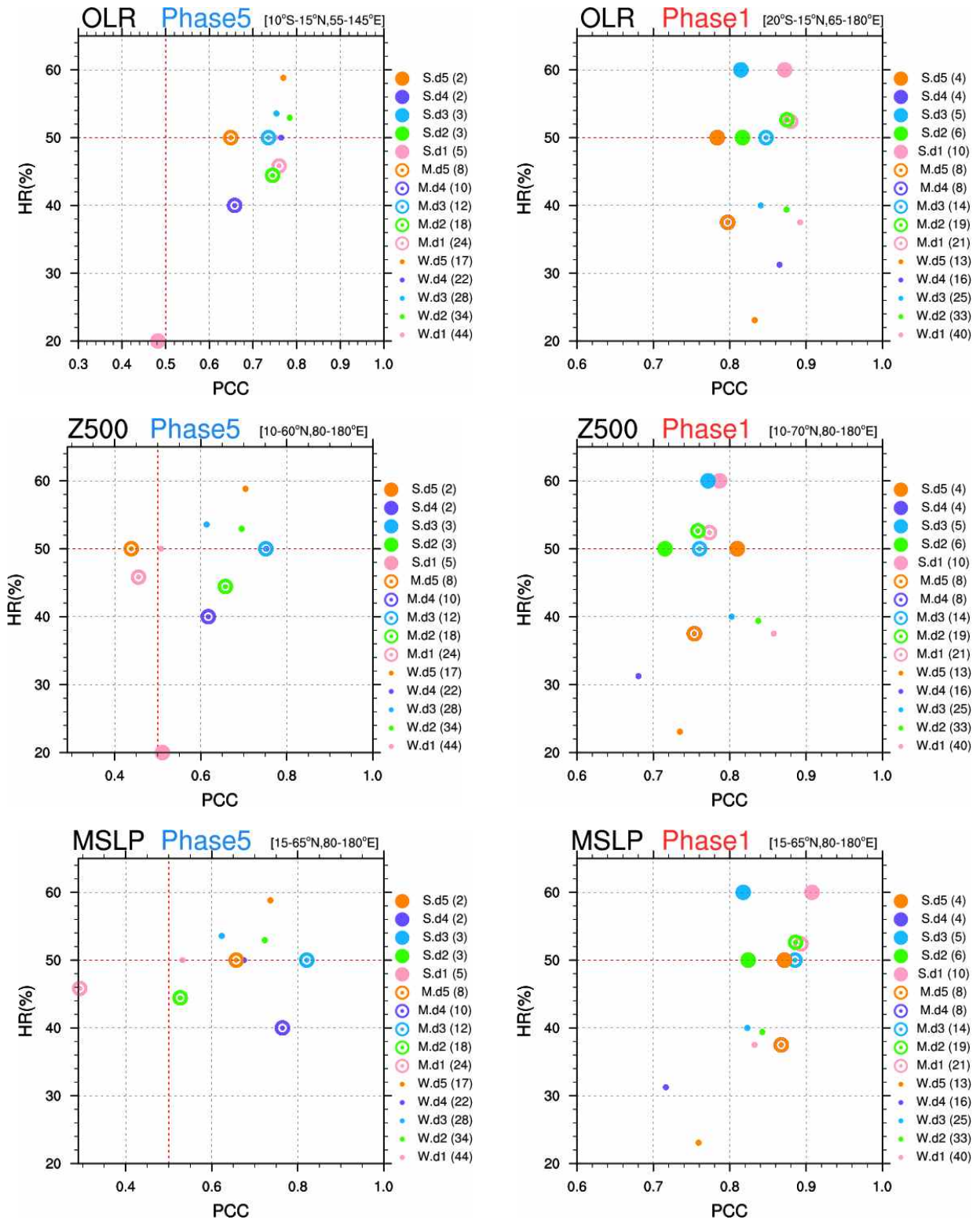


Figure 4.44. Scatter plots between phase hit rate (HR) and pattern correlation coefficient (PCC) for anomalies in OLR (top), Z500 (middle), and MSLP (bottom) based on the amplitudes and durations of phase 5 (left) and phase 1 (right) in the +3week forecast.

강도 및 지속기간에 대해 관측과 동일한 기준으로 모의하는 경우(초기 강도 1.0 이상)와 영향 위상과 관련된 대류 활동 및 대기 반응에 대한 모의 성능이 가장 우수한 경우, 저온 또는 고온 발생 적중률을 비교 분석해 보았다 (Figure 4.45). 기온 변동 적중률은 저온과 관련 있는 위상 5의 경우 약 8%, 고온과 관련 있는 위상 1의 경우 약 12% 향상되는 것을 볼 수 있다.

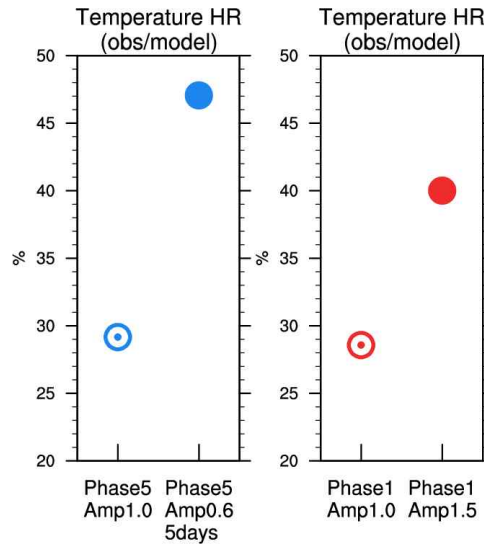


Figure 4.45. Temperature hit rate for phase 5 (phase 1) with different amplitudes and durations in the +3week forecast.

Figure 4.46은 +3주 예측력이 가장 우수한 강도 및 지속 기간에 해당하는 경우 남한 평균 기온 편차에 대한 ECMWF 모델 예측값을 제시한다. 상자 수염 그림에서 아래부터 기온 편차 값의 10번째, 25번째, 50번째, 75번째, 90번째 분위수를 나타내고 검정색 점은 평균값을 의미한다. +3주 0.6 이상의 강도를 갖는 위상 5 발생 이후 5일 지속될 것으로 예측할 때 대부분 음의 기온 편차를 보인다. 초기 위상 1 및 1.5 이상의 강한 강도로 예측할 때 -1.0°C 이하로 기온이 낮아지는 사례도 있지만 전반적으로 양의 기온 편차를 나타낸다. 결론적으로, ECMWF 모델 +3주 예측에서 위상 5의 경우 비록 대류의 강도가 약할지라도 대류 강제력이 5일 이상 연속으로 유지될 때 저온 경향으로 모의하고, 위상 1의 경우 초기에 한 번 발생하더라도 진폭이 1.5 이상 강할 때 고온 경향으로 모의하는 특성을 보인다.

ECMWF Temp. Anomaly (Korea)

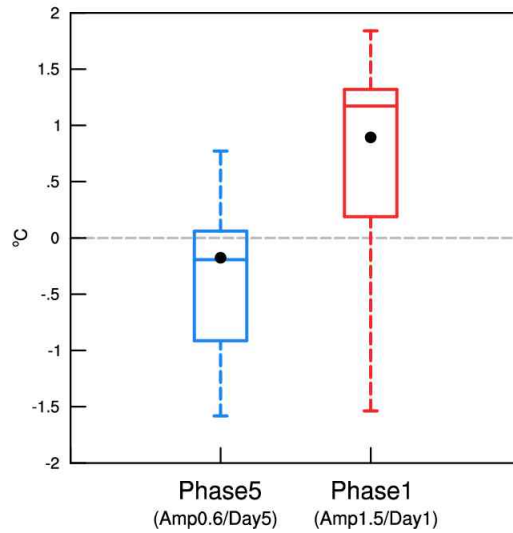


Figure 4.46. Box-plot of 2m temperature anomaly for the event with the best prediction performance associated with the MJO impact phases.

Figure 4.47는 1개월 전망을 위한 MJO 감시 및 예측 정보를 정리한 것으로 관측 기반 영향 위상에 대한 주요 메커니즘을 도식화하고 모의 성능이 가장 우수한 MJO 예측 지수 정보를 표로 나타낸 것이다. +3주 예측에서 표에 제시된 값과 동일한 위상, 강도, 지속 기간으로 모의되는 경우 겨울철 기온 예보를 위한 하나의 예측인자로 활용할 수 있을 것으로 기대한다.

추가적으로 ECMWF 모델의 실시간 예측(real-time forecast) 결과를 바탕으로 영향 위상 모의 사례를 분석해 보고자 한다. APCC는 매주 월요일 ECMWF 모델 기반 MJO 예측 지수를 생산 중이다. 실시간 MJO 예측 지수의 활용 가능성을 테스트해 보고자 2016년부터 2022년까지 겨울철(DJF) 동안 생산된 월요일 초기장 예측 결과를 토대로 영향 위상 사례를 분석해 보았다.

1개월 전망을 위한 MJO 예측정보

[ECMWF MJO Index]

Week3						
Day 15	Day 16	Day 17	Day 18	Day 19	Day 20	Day 21
P5 (0.6)	P5 (0.6)	P5 (0.6)	P5 (0.6)	P5 (0.6)		
P1 (1.5)						

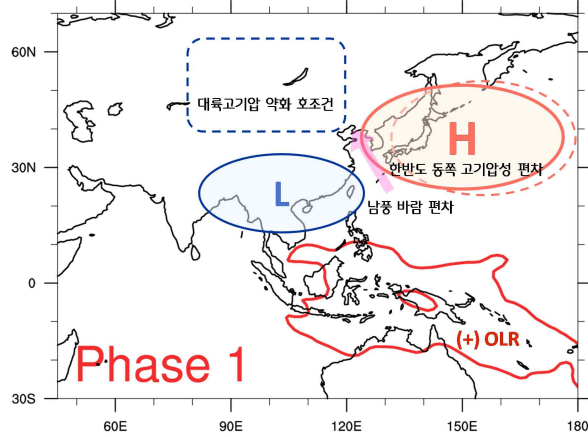
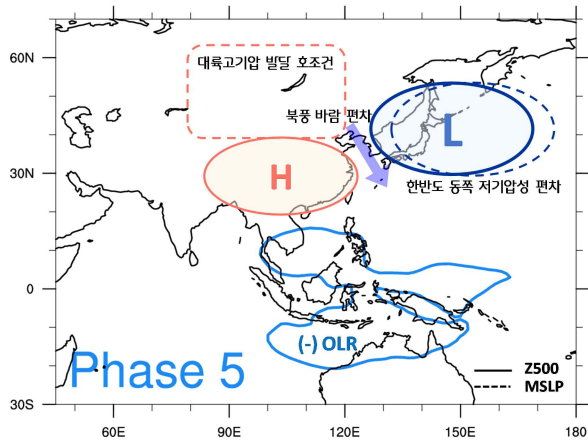


Figure 4.47. A schematic diagram of MJO forecast information for a one-month outlook.

전체 예측 사례 중 +3주 위상 5, 강도 0.6 이상, 5일 이상 지속될 것으로 예측한 경우는 1 회로 2018년 12월 10일 초기장 예측 결과이다. +3주에 해당하는 2018년 12월 24일부터 30일까지 관측의 주평균 기온 편차는 -2.9°C 로 평년 대비 낮은 기온을 기록하였다. Figure 4.48은 +1주~+3주에 해당하는 기간에 대한 관측 및 예측 MJO 위상도를 보여준다. +3주 관측에서 MJO 대류는 위상 5에서 매우 강하게 발달하는 모습으로 나타난다. 모델에서 강도는 과소 모의하지만 일주일 내내 위상 5에 위치하면서 위상 및 지속 기간을 잘 모의한다. 해당 기간 동안 관측 대기 순환장을 살펴보면 (Figure 4.49), 한반도 남쪽부터 북동쪽으로 고-저-고 기압 패턴이 나타나면서 한반도 동쪽을 중심으로 상층 저기압성 순환 편차가 강화되고, 하층 대기에서 한반도 중심으로 서고동저형 기압 분포와 함께 북풍 계열 바람 편차가 지배적으로 나타난다. 이는 위상 5가 강하게 발달할 때 원격상관 대기 반응 (Figure 4.30)과 거의 유사한 패턴을 형성한다. 한편, 모델 예측에서 관측의 상하층 대기 패턴이 상이하게 모의됨에 따라 저온 경향을 재현하지 못한다. 예측 지수는 잘 모의하는 반면 관련 역학과정 모의 성능은 낮은 사례로서 추후 대기 반응 예측장에 대한 새로운 방안 검토가 필요할 것으로 사료된다.

+3주 초기 강도 1.5 이상 위상 1로 예측한 경우는 총 2회로 두 사례 모두 관측 기온 편차는 -0.6°C 및 2.8°C 기록하며 평년 대비 비슷 수준이었다. 첫 번째 사례인 2017년 2월 6일 초기장 예측 결과는 초기 위상 및 강도를 잘 모의하나 관측에서부터 위상 1 관련 대기 패턴과 다른 양상으로 나타난다. 반면, 두 번째 사례인 2019년 2월 11일 초기장 예측의 경우 +3주 위상 1에서 일주일 내내 강하게 발달할 것으로 모의함에 따라 관련 대기 순환장도 관측과 비교적 유사하게 나타난다 (Figure 4.50). +3주 500hPa 지위고도 편차 분포는 남동아시아 지역에서 저기압성 순환, 한반도 북쪽으로 고기압성 순환, 캄차카반도 부근 저기압성 순환이 위치하면서 열대 지역부터 북동쪽으로 파동 전파되는 모습으로 모의한다. 한반도 부근 상층 기압능 발달과 더불어 서쪽을 중심으로 음의 해면기압 편차와 동쪽으로 양의 해면기압 편차가 대조적으로 뚜렷하게 나타나면서 남동풍 계열 바람 편차 영향을 받을 것으로 예상된다. 따라서 우리나라 포함한 동북아시아 지역으로 양의 기온 편차가 나타나며 두 번째 사례는 고온 발생과 관련된 위상 1의 대류 활동 및 관련 역학과정을 잘 재현하는 것으로 보여진다.

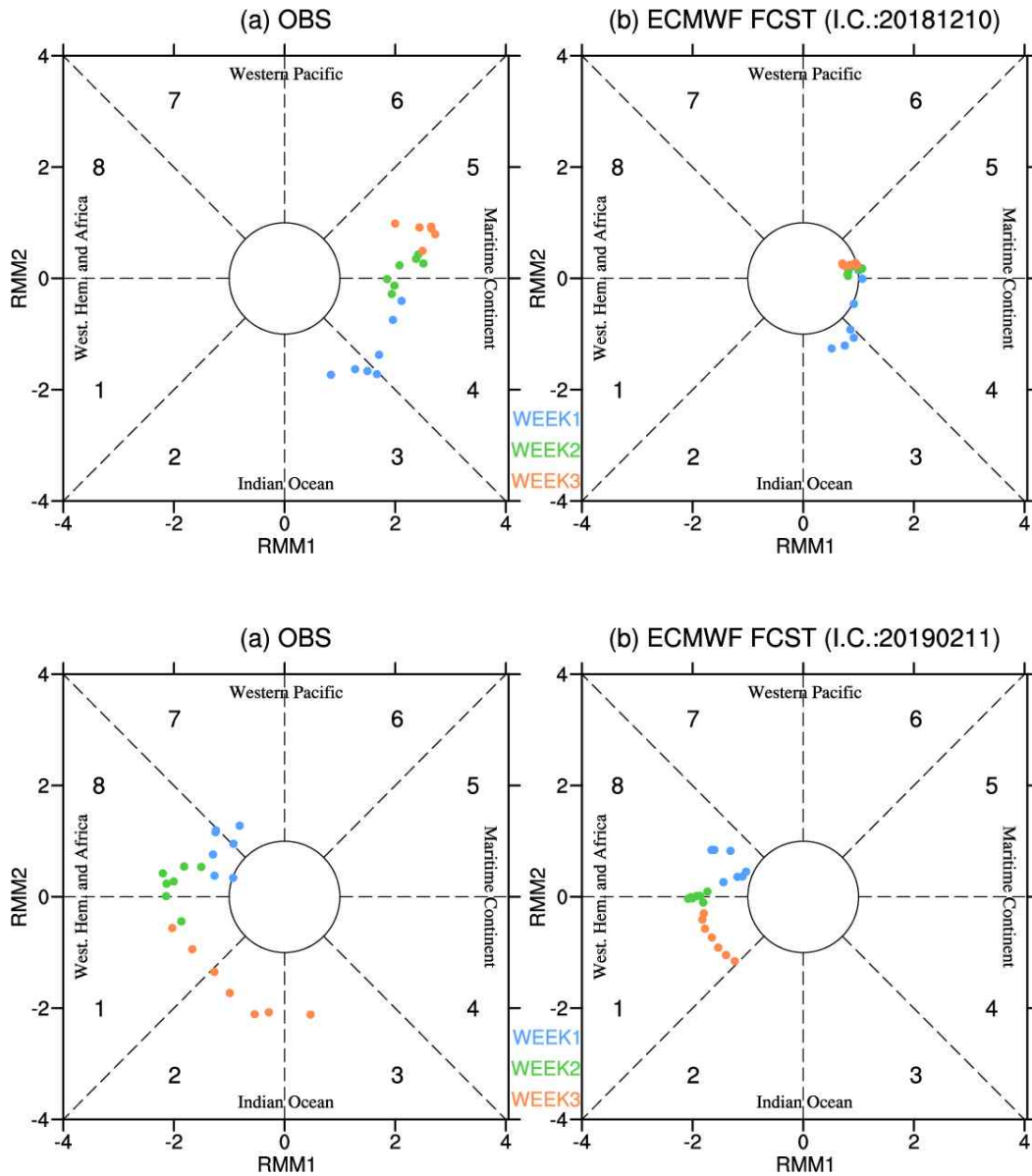


Figure 4.48. Phase space diagrams of observation (left) and real-time forecast (right) with respect to phase 5 event (top) and phase 1 event (bottom).

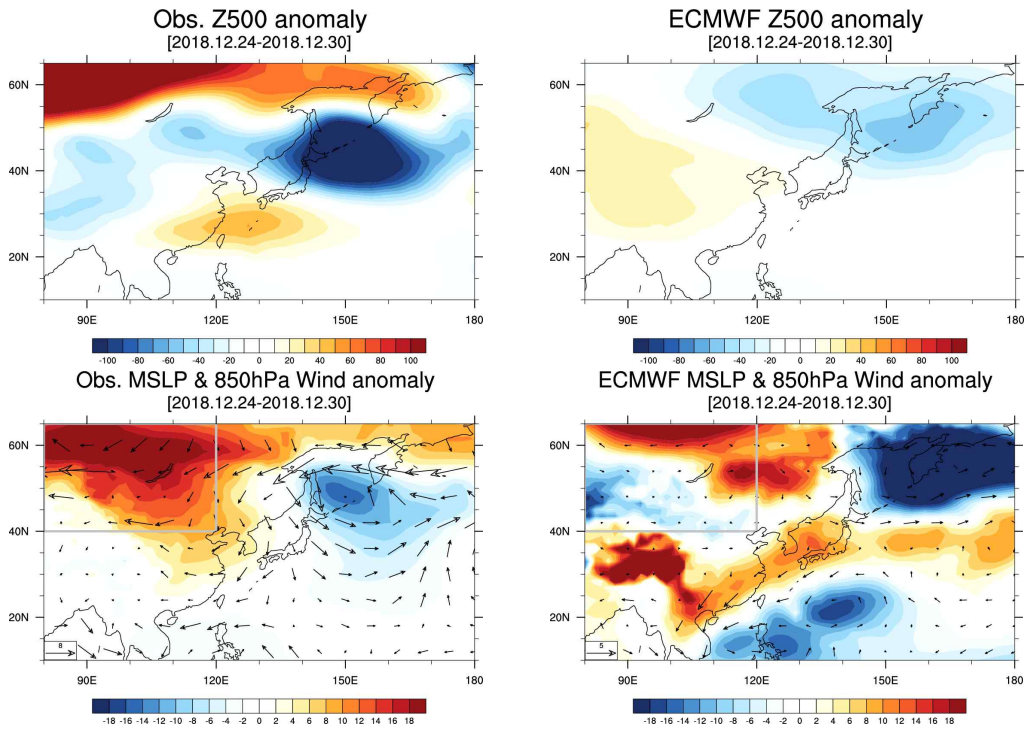


Figure 4.49. Weekly mean intraseasonal anomalies in 500hPa geopotential height, MSLP and 850hPa wind with respect to phase 5 event for observations (left) and real-time forecasts (right).

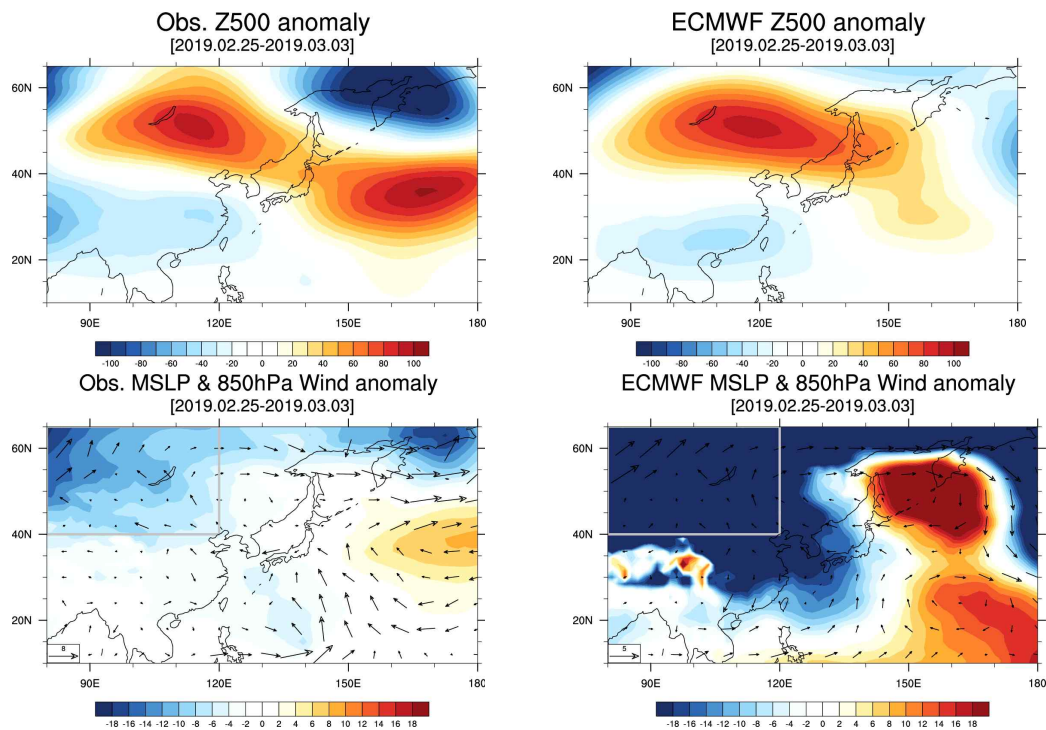


Figure 4.50. Same as Figure 24, but for the phase 1 event.

5. 국내 장기예보 전망 생산 지원

5.1. APCC 3개월 전망 생산

APCC는 기상청 장기예보 생산 및 이상기후 전망에 필요한 기후분석 및 예측 자료를 기상청에 정기적으로 제공하고 있으며, 2023년에도 이러한 협업 체계는 지속적으로 유지하고 있다. 이를 위해 매월 15일 전후로 APCC 3개월 전망을 위한 예보토의를 진행하며, APCC의 MME 예측과 기후예측인자의 모니터링 결과, 다양한 통계모형 결과 등을 취합한다. 그리고 이렇게 취합한 결과를 바탕으로 Figure 5.1과 같이 최종적으로 APCC의 3개월 전망을 생산한다. 이 결과는 매월 진행되는 기상청의 3개월 예보토의와 분기별 실시하는 전문가 회의에서 발표하며, 이를 통해 국내 3개월 전망 생산에 기여하고 있다.

Summary

2023년 9월 예보토의		TEMP			PREC		
		10	11	12	10	11	12
OBS	MEAN	14.3	7.9	1.1			
	RANGE[lower/upper]	13.9/14.7	7.3/8.5	0.5/1.7	37/64.2	30.7/55.1	19.8/28.6
Forecast	SCM ANO	1.08	1.32	1.65	6.19	9.48	10.47
	PMME(B/N/A)	07/18/75	08/20/73	09/22/70	30/32/38	26/33/42	25/31/44
TCC	OBSvsSCM(hind)	0.47*	0.24	0.33	0.39*	0.52*	0.44*
ROC	OBSvsPMME	0.34/0.50/0.49	0.60/0.43/0.55	0.59/0.52/0.60	0.55/0.49/0.60	0.67/0.50/0.51	0.50/0.44/0.39
HSS	OBSvsPMME	-0.16	-0.07	0.09*	-0.07	-0.11	-0.09
Trend [91-20]	OBS trend	1.14*	1.19	-1.04	53.73*	1.09	-0.33
	SCM trend	1.19*	1.01*	0.91*	-3.5	-7.58	-2.53
CorTvsP	OBS				0.19	0.58*	0.2
	SCM				0.12	0.36*	0.50*
Factor	예측인자 종합						
통계모형	가우시안 프로세스 모델	19/32/49	12/22/66	59/24/17	22/29/49	35/37/28	38/19/42
WMO	Seasonal PMME(B/N/A)	+ (73%)	+ (72%)	+ (67%)	EC	+ (45%)	+ (43%)
	ECWMF Seasonal PMME	+ (68%)	+ (69%)	+ (72%)	EC	EC	+ (45%)
	ECMWF Sub-Seasonal(B/N/A)	7/30/63			25/41/34		
Total Forecast		+	+	+	0+	+	+

NN/EC
COLD
WARM
REMARKS
DRY
WET

- 10월: 모델의 예측 경향을 고려. 하층 동서로 발달한 고기압성 편차, 서풍 편차 영향
→ 기온 높고 강수 평년과 비슷하거나 많음
- 11월, 12월: 한반도 중심으로 강한 고기압성 편차 영향, 하층 남풍계열 편차 영향, 모델에서도 관측과 유사한 엘니뇨 반응
→ 기온 높고, 강수 많음

Figure 5.1. Sample of APCC 3 month forecast summary for KMA.

5.2. APCC 1개월 예측시스템 운영 및 개선

5.2.1. APCC 1개월 예측시스템 운영

기상청은 매주 목요일 오전에 향후 3주에서 6주 사이의 우리나라 기온과 강수량에 대한 1개월 전망을 발표한다. APCC는 이 기상청의 1개월 전망 지원을 위해 2017년 8월부터 1개월 전망 예측시스템을 운영하며, 내부 예보토의를 통해 APCC의 1개월 예측결과를 생산하고 있다. 이때 1개월 전망 예측시스템은 WMO 장기예보 선도센터의 계절내 예측 모델의 자료를 공유하지만, WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측시스템과는 별도로 운영하고 있다. 이렇게 운영하는 APCC 1개월 전망 예측시스템은 우리나라 기온과 강수량 예측 정확도 향상에 맞춰 지속적으로 개선해오고 있으며, 예보관의 요구사항에 맞춘 예측 정보를 생산하기 위해 노력하고 있다.

APCC에서는 매주 금요일과 일요일에 WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측시스템 현업 스케줄에 따라 고정적으로 계절내 예측모델의 forecast 자료를 수신하고 있다. 계절내 예측모델의 hindcast 자료 등은 자료가 업로드되는 시점에 맞춰 수시로 수신하고 있다. APCC 1개월 전망을 위한 추가적인 자료는 WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측시스템과는 별도로 수신하며, 예측 검증을 위한 관측자료와 월요일 초기장의 ECMWF 예측자료 등이 이에 해당한다. 자료 수신이 완료되면, MME 예측을 수행하고 예측 및 검증 콘텐츠 이미지 생산한다. 이후 Figure 5.2와 같은 PPT 파일 형식에 맞춰 자료를 구성하여 제작한 후 APCC 내부와 기상청에 전송한다.

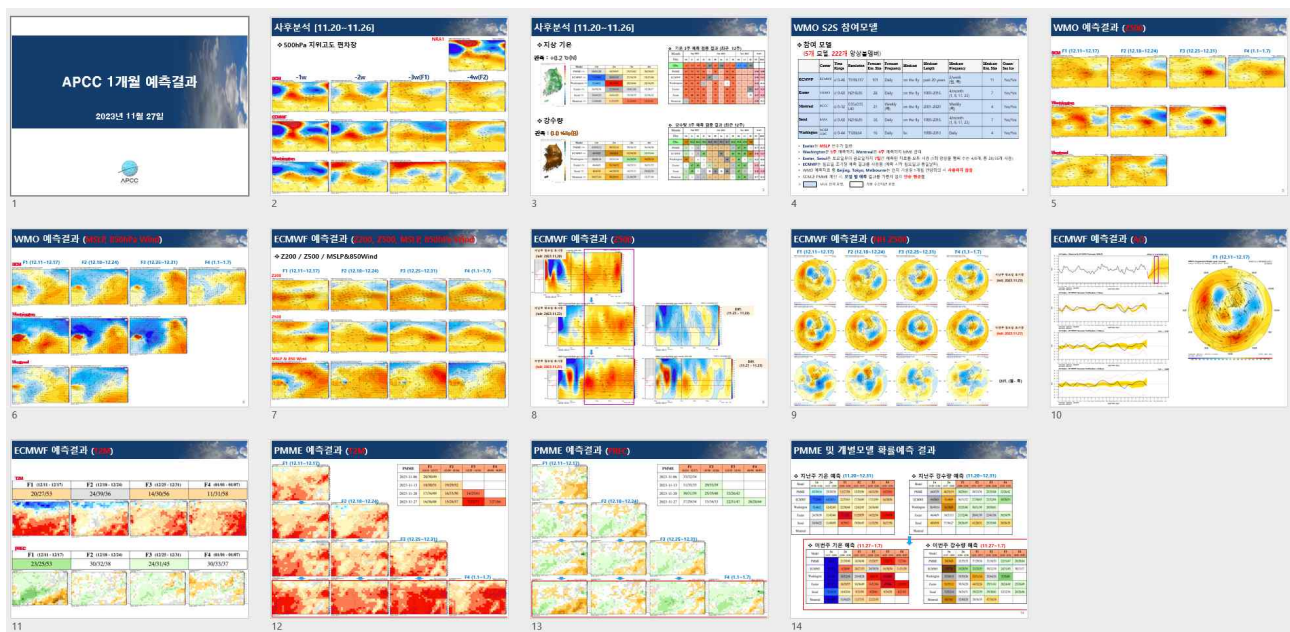


Figure 5.2. Sample of APCC 1 month forecast charts.

1개월 전망 예측자료 중 예측성이 가장 우수하며, 가장 빠르게 최신의 예측결과를 수집할 수 있는 ECMWF 계절내 예측 모델 결과를 활용하여 APCC 3개월 전망을 위한 지원을 하고 있다. 단, ECMWF 계절내 예측 모델은 최대 +46일 예측자료를 제공하며, APCC 내부 3개월 예보 토의는 매월 15일 전후에 진행하므로 예보토의 전 가장 최신의 ECMWF 계절내 예측자료는 11일에서 15일 사이의 초기장을 사용한 결과가 된다. 그래서 다음달 전체에 대한 예측정보를 제공하지는 못하고 다음달의 마지막주가 제외된 전반부에 대한 예측만 가능하다.

Figure 5.3는 ECMWF 계절내 예측결과를 사용하여 다음 달 1일부터 예측 마지막 주까지 평균한 결과를 표출한 자료이며, 동아시아 영역에 대하여 500hPa 지위고도와 해면기압, 850hPa 바람장, 기온 확률 예측, 강수량 확률 예측 분포를 제공한다. 추가적으로 한반도 영역에 해당하는 5개 격자점을 평균한 기온과 강수량의 확률예측 결과값도 동시에 제공한다. 이 자료는 기존의 3개월 전망 예측모델 보다 최근의 기압계 변화 등을 반영한 최신 예측결과이므로 최근 모델 초기조건의 변화에 따른 모델 예측결과의 변화 경향을 파악하는데 중요한 참고자료로 활용하고 있다.

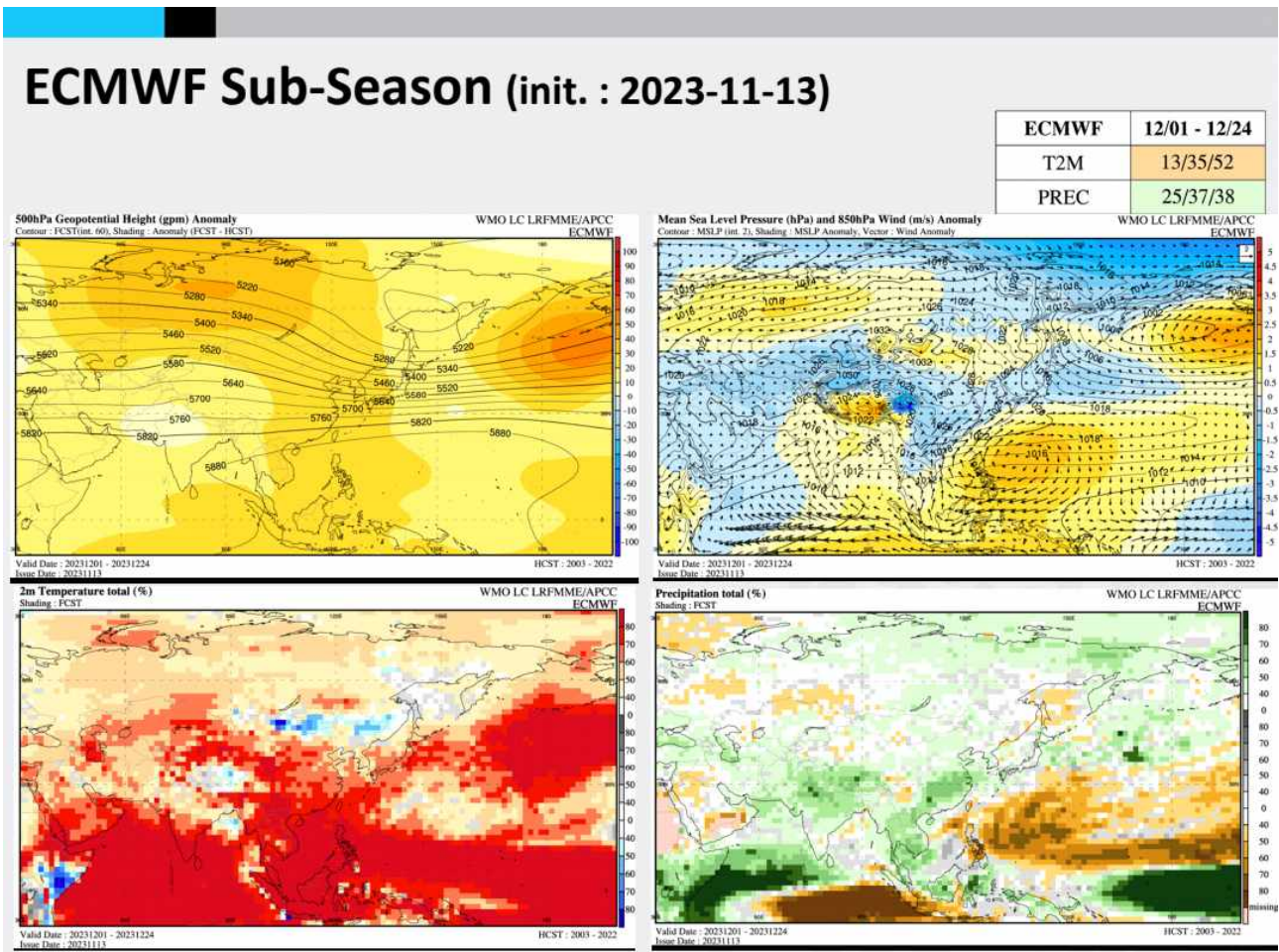


Figure 5.3. Sample of subseasonal model output for APCC 3-month forecast.

5.2.2. APCC 1개월 예측시스템 개선

계절내 예측자료는 각 개별모델의 특성이 매우 다르며, 서로 다른 방식으로 예측을 수행하고 있다. 또한, 주기적/비주기적으로 모델의 특성을 변경하고 있으므로 이를 반영한 예측시스템의 변경과 개선이 꾸준히 요구되고 있다. 2023년에도 1개월 전망 예측 시스템을 운영하면서 모델의 특성 변화에 대응하고 효율적인 시스템 운영이 가능하도록 예측 시스템 일부를 개선하였다. 먼저 개별모델의 hindcast 기간이 변경된 사항을 시스템에 적용하였으며, ECMWF와 Seoul 모델의 앙상블 수 변경에 따른 관련 프로그램을 수정하였다.

1개월 전망 지원 내용이 변경되어 기상청에 제공하는 예측정보의 구성을 바꾸었으며, 이러한 변경사항은 PPT 자동생성 프로그램에도 적용하였다. 딥러닝 기반 1개월 기온 확률예보의 현업 운영(자료 생산 및 기상청 전송) 시 발생한 수정 사항을 시스템에 적용하였으며, 예측에 관한 간단한 대한 검증을 수행하였다.

5.2.3. 1개월 전망 검증

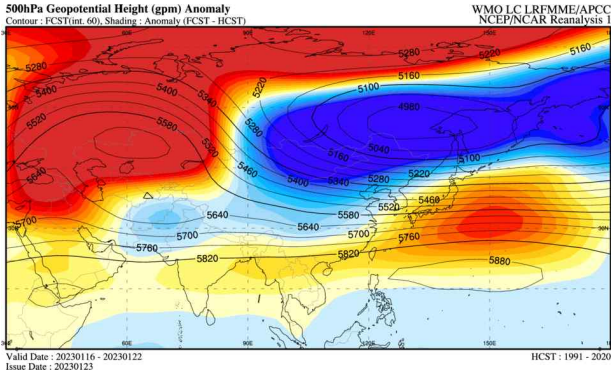
APCC는 1개월 전망 예측경험을 축적하고 향후 연구에 참고자료로 활용하기 위하여 극한 기후 등 특이사례 발생 시 검증보고서를 작성하고 있다. 검증보고서는 우리나라의 주별 평균한 기온/강수량과 기압계 분포에 대한 설명과 함께 해당 사례에 대한 모델의 3주 예측 결과를 분석하고 있다. 그리고 과거 유사 사례에서의 예측과 비교하면서 향후 활용 가능성에 관한 내용을 담았다. 2023년에는 1월 하순에 발생한 한파와 7월 중 장마와 관련하여 많은 강수량을 보인 사례에 대하여 분석하였다.

5.2.3.1. 2023년 1월 한파

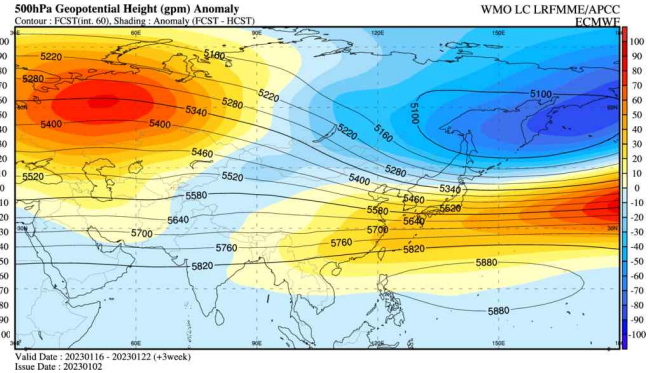
2023년 1월의 우리나라 기온은 초반에 높은 기온을 보이다 후반에 기온이 급격히 하강하는 패턴을 보였다. 1월 2주(1월 9일 ~ 1월 15일)의 평균 기온은 평년보다 5.5°C 높았으나, 1월 3주(1월 16일 ~ 1월 22일)는 평년과 비슷한 범위인 0.8°C 낮았고, 1월 4주(1월 23일 ~ 1월 29일)는 평년보다 3.6°C 낮은 기온을 기록하였다. 강수량은 1월 3주와 4주에 걸쳐 이동성 고기압과 대륙고기압의 영향을 주로 받으면서 평년보다 적었다.

Figure 5.4은은 2023년 1월 3주에 해당하는 시점의 NRA1 자료와 ECMWF 계절내 모델의 +3주 예측결과이다. Figure 5.4 (a)의 NRA1 Z500과 해면기압 편차값 분포도를 보면, 우랄산맥 지역으로 기압능과 한반도 북서쪽으로 강한 상층 기압골이 발달하였지만 한반도 남동쪽을 중심으로 양의 편차 영역이 지속되었고, 한반도는 그 경계에서 평년과 비슷한 기온과 적은 강수량을 기록하였다. ECMWF 모델의 Z500 +3주 예측(Figure 5.4 (b))에서도 우랄 블로킹과 시베리아 지역의 상층 기압골 발달을 정확히 예측 하였고, 우리나라 남쪽 중심으로 Z500 양의 편차 값이 남아 있는 것을 비교적 정확히 예측하면서 기온 하강폭이 약할 것으로 보았다. 하지만 우리나라 남쪽의 고기압을 다소 강하게 예측하면서 강수량을 실제보다 많이 예측하는 요인으로 작용하였다. Figure 5.4(c)의 NRA1 해면기압 편차값 분포를 보면, 바이칼호 부근으로 음의 편차 값을 보이며 대륙고기압이 평년보다 약했으나, Figure 5.4 (d)의 ECMWF 계절내 예측은 대륙고기압이 매우 강하게 발달하는 것으로 과대 예측하였다.

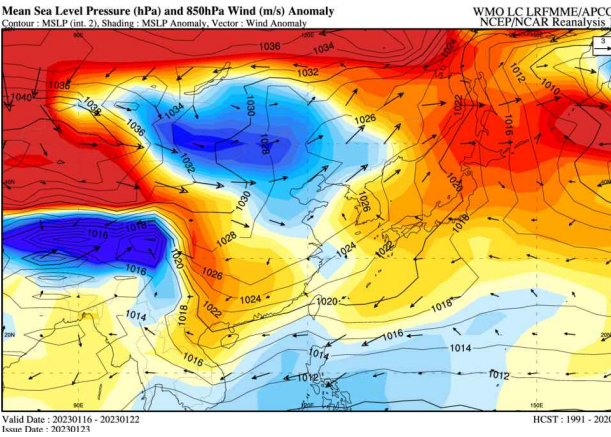
(a) Z500 (NRA1)



(b) Z500 (ECMWF +3 weeks)



(c) MSLP and 850hPa wind (NRA1)



(d) MSLP and 850hPa wind (ECMWF +3 weeks)

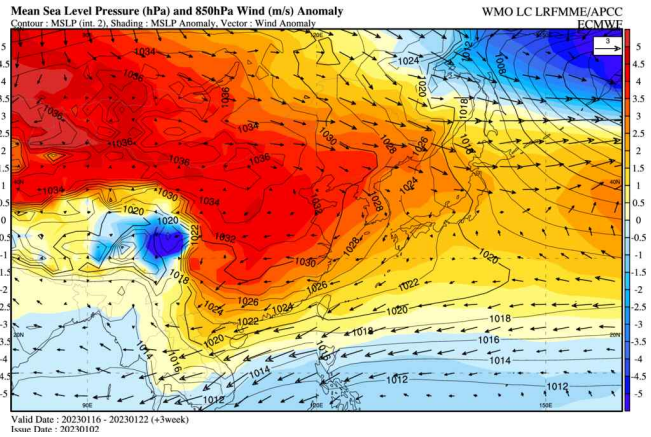


Figure 5.4. NCEP Reanalysis 1 data, and ECMWF sub-seasonal model prediction for the period Jan 16, 2023 through Jan 22, 2023. This figure is divided into several parts: (a) NCEP Reanalysis 1 Z500 data, (b) ECMWF Z500 +3 week prediction, (c) NRA1 MSLP and 850hPa wind data, and (d) ECMWF MSLP and 850hPa wind +3 week prediction.

Figure 5.5은 2023년 1월 4주에 해당하는 시점의 NRA1 자료와 ECMWF 계절내 예측 모델의 +3주 예측결과이다. Figure 5.5 (a)의 NRA1 자료를 보면 우리나라를 포함한 시베리아 지역과 오호츠크해 지역으로 매우 강한 음의 Z500 편차값을 보였으며, Figure 5.5 (c)의 해면기압 편차장에서는 중국내륙으로 양의 편차와 우리나라 동쪽으로 음의 편차가 위치하며 강한 북서풍 편차가 발생하였다. ECMWF 계절내 예측 모델은 이러한 상하층의 패턴(Figure 5.5 (b), (d))을 잘 예측하였으며, 기온도 평년보다 낮을 것으로 잘 예측하였다. 다만 강한 북서풍에 따라 강수량을 평년과 비슷할 것으로 예측하였지만 1월 후반이라 서해안의 해수면 온도가 낮아진 영향과 예측보다 북풍 경향이 강하면서 강수량이 적었다.

2023년 1월과 유사하게 우랄산맥 지역으로 상층골이 발달하는 동시에 우리나라 상층에 기압골이 위치하고 하층에서 대륙고기압이 발달하는 최근 사례를 찾아보았다. 2021년 1월 초반에 유사한 사례가 있어서 Figure 5.6에 나타냈다. 2020년 12월 4주(2020년 12월 28일 ~ 2021년 1월 3일)와 2021년 1월 1주(2021년 1월 4일 ~ 2021년 1월 10일)에 걸쳐서 북유럽지역에서부터 바렌츠/카라해, 우랄산맥지역까지 강한 양의 Z500 편차값이 나타났으며, 우리나라 북쪽을 중심으로 강한 상층 기압골이 지속적으로 위치하고 있었다(Figure 5.6 (a), (c)). 여기에 보이지 않았지만

바이칼호 부근과 중국 내륙지역으로 대류권 하층에 대륙고기압이 발달하면서 우리나라 850hPa 고도에서 강한 북서풍 편차값을 보였다. 우리나라는 2주 연속 평년보다 낮은 기온과 서해안의 강설로 평년과 비슷한 강수량을 기록하였다. Figure 5.6 (b), (d)의 ECMWF 계절내 예측 모델의 +3주 Z500 편차장 예측결과는 재분석 자료와 매우 유사하게 예측하였다. 특히 아라비아해 북쪽으로 음의 편차와 티벳지역으로 양의 편차값이 나타나는 현상이 잘 예측되었으며, 우랄산맥과 한반도 북쪽의 기압계 패턴 또한 유사하게 예측하였다.

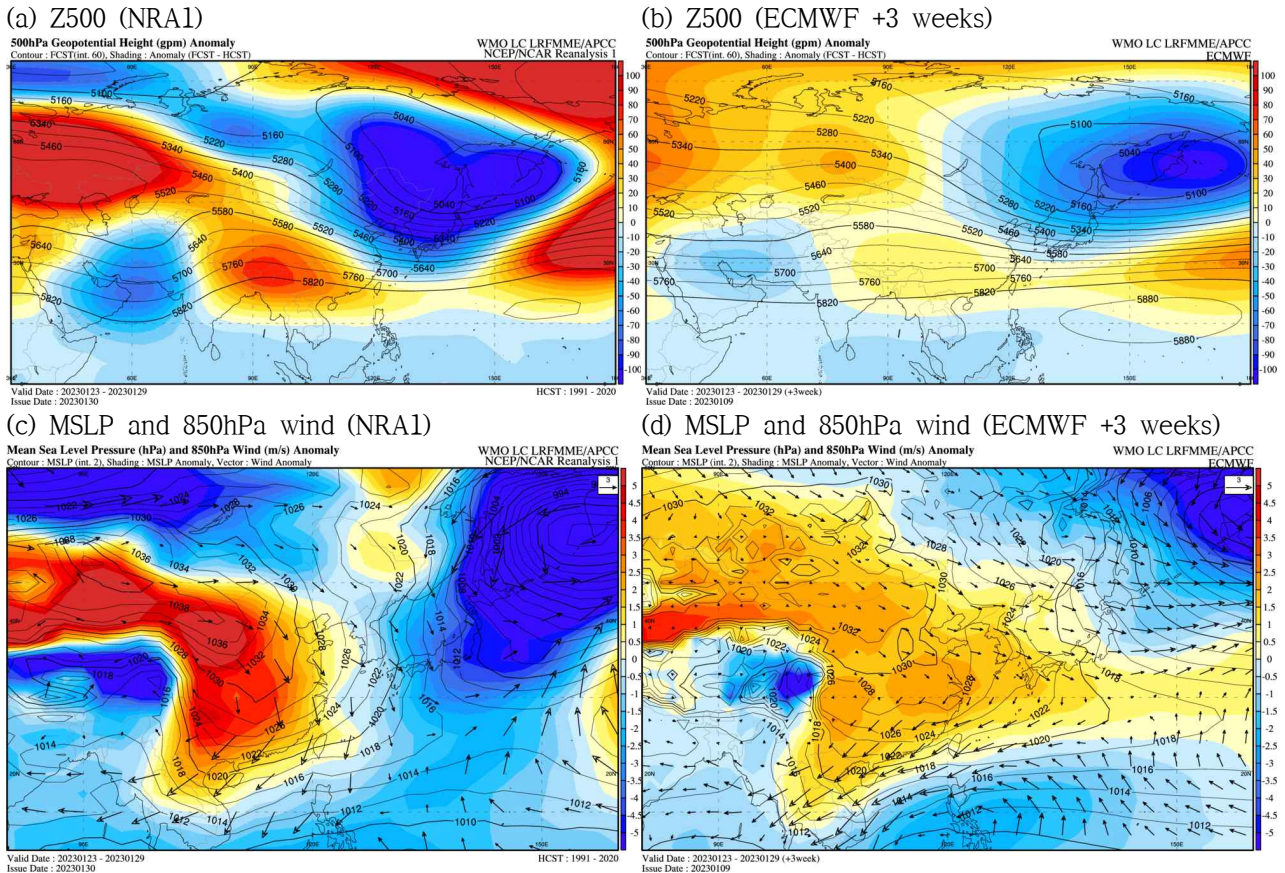


Figure 5.5. NCEP Reanalysis 1 data, and ECMWF sub-seasonal model prediction for the period Jan 23, 2023 through Jan 29, 2023. Additional details are as shown in the figure 3.2.17.

이상의 분석결과를 살펴보았을 때 1월 중 주평균 기온이 큰폭으로 하강하는 경우, 그 1주 전 재분석 자료에서 Z500 지위고도에서 우랄산맥 지역의 양의 편차와 우리나라 북쪽의 음의 편차 경향이 나타나기 시작한다. 그리고 기온이 급감하는 해당 주에는 우리나라 중심으로 Z500 음의 편차가 매우 강해지며, 이러한 패턴은 위의 사례에서 ECMWF 계절내 예측 모델이 비교적 잘 예측하는 것으로 나타났다. 우리나라 주 평균 기온이 음의 값을 기록한 2023년 1월 4주와 2020년 12월 4주, 2021년 1월 1주의 Z500 편차장 값을 보면, 재분석 자료에서 인도 북부를 중심으로 Z500 편차장이 동쪽은 양의 값, 서쪽은 음의 값이 나타났으며, ECMWF 계절내 예측 모델에서 이러한 패턴을 정확히 예측하는 하였으므로 향후 예측에서 동일한 패턴이 나타나

는 경우 참고할만한 요소로 보인다. 또한, 이러한 패턴이 인도양의 대류활동과 연관이 있을 가능성에 대하여 향후 별도의 분석이 필요해 보인다.

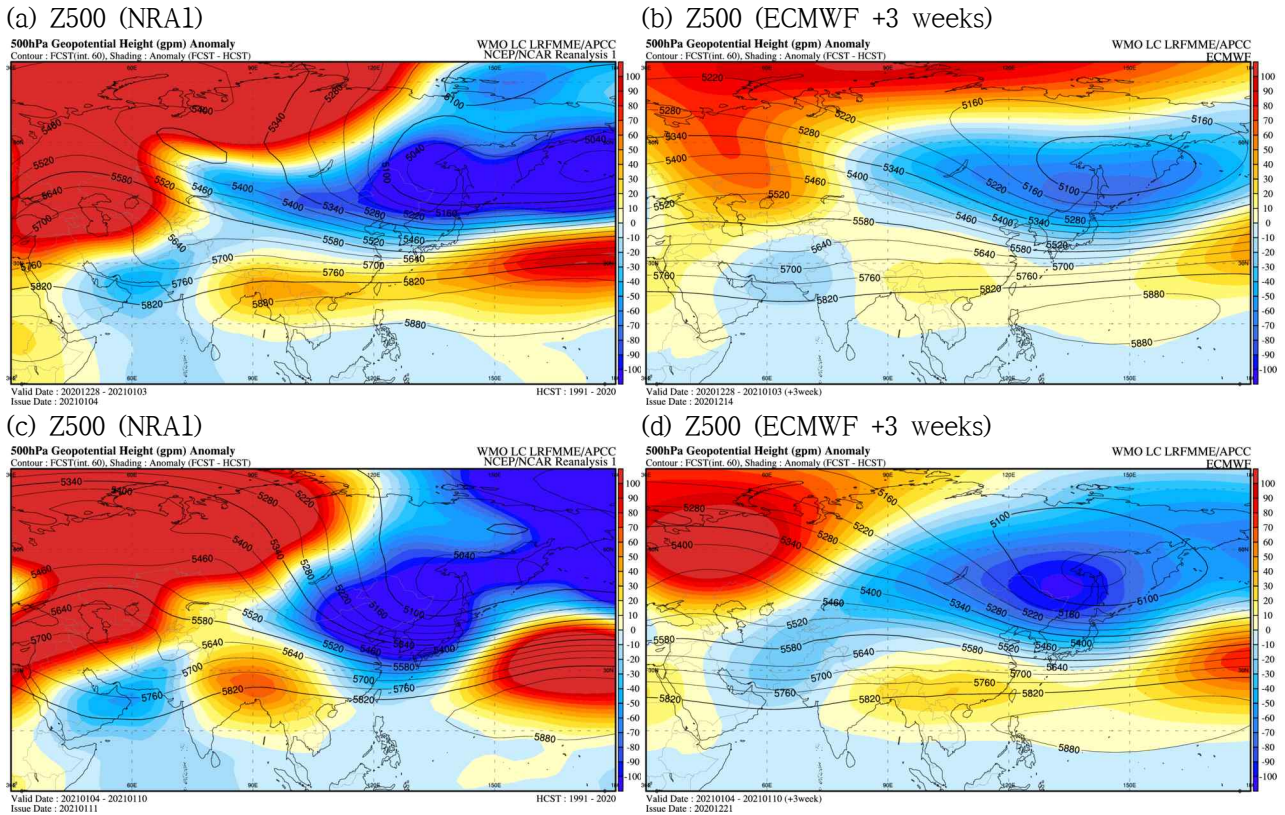


Figure 5.6. NCEP Reanalysis 1 data, and ECMWF sub-seasonal model prediction for the period Dec 28, 2020 through Jan 10, 2021. This figure is divided into several parts: (a) and (c) NCEP Reanalysis 1 Z500 data, and (b) and (d) ECMWF Z500 +3 week prediction. Specifically, (a) and (b) cover the period from Dec 28, 2020 through Jan 3, 2021, while (c) and (d) represent the period from Jan 4, 2021 through Jan 10, 2021.

이처럼 우리나라 1월의 한파와 관련하여 ECMWF 계절내 모델은 Z500 편차의 예측성이 우수한 반면, 해면기압 변수는 낮은 예측성을 보여주었다. 2주간 기온이 지속 하강하는 단계에서 앞선 주의 대륙고기압을 관측보다 강하게 발달하는 것으로 예측하고 있으며, 뒤따르는 주의 대륙고기압은 반대로 관측보다 과소 예측하는 경향을 보였다.

5.2.3.2. 2023년 7월 장마 강수량

2023년은 6월 25일 제주와 남부지역에서 장마가 시작되어 7월 26일 종료되었다. 장마기간의 강수량은 1973년 이후 세 번째로 많았으며, 다른 해와 비교해 강우강도가 강한 특징을 보였다. 우리나라 북쪽으로 상층 기압골이 정체하면서 차고 건조한 공기를 지속적으로 유입시키는 역할을 하였으며, 북태평양고기압은 평년보다 북서쪽으로 확장하여 우리나라는 두 세력 사이에

형성된 정체전선의 영향을 지속적으로 받았다. 또한, 대기 하층에서는 고온다습한 남서기류가 우리나라로 지속적으로 유입되면서 많은 강수량을 유발하였다.

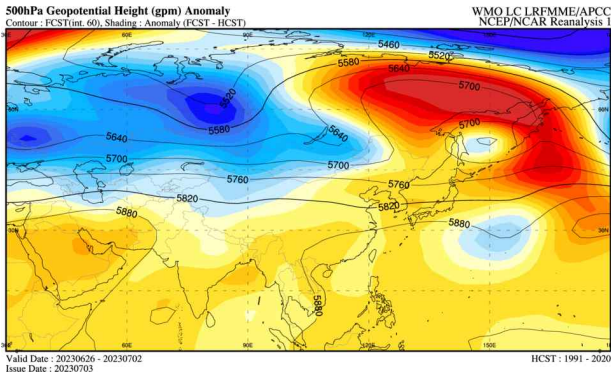
Figure 5.7는 6월 4주(6월 26일 ~ 7월 2일)부터 7월 3주(7월 17일 ~ 7월 23일)까지의 Z500 변수에 대한 NRA1 자료와 ECMWF 계절내 예측 모델의 +3주 예측결과를 주별로 나타낸 것이다. 먼저 Figure 5.7 (a), (b)와 Figure 5.8 (a), (b)는 6월 4주의 재분석 자료와 ECMWF +3주 예측결과이다. 이 시점의 재분석 자료에 나타난 5820gpm 위치는 우리나라 남부지역까지 북상하였으며, 동시베리아지역으로 블록킹이 발달과 바이칼호 부근의 음의 편차로 인해 중위도 대류권 중층의 흐름이 점차 느려지기 시작하였다. 재분석 자료의 대류권 하층에서는 우리나라 북서쪽 중심으로 음의 편차, 남동쪽에 양의 편차가 위치하면서 발생한 강한 남서풍 편차로 평년보다 많은 강수량을 가능하게 하였다. ECMWF 모델은 5820gpm 위치는 잘 예측하여 장마의 시작이 평년과 비슷할 것으로 잘 모의한 반면, 동시베리아의 블록킹을 모의하지 못하고 대류권 하층의 바람편차 방향을 북서풍으로 예측하면서 강수량을 평년과 비슷한 정도로 예측하였다.

Figure 5.7 (c), (d)와 Figure 5.8 (c), (d)는 7월 1주의 재분석 자료와 ECMWF +3주 예측결과이다. 이 시점의 재분석 자료에는 5820gpm이 계속해서 우리나라 남부지역에 위치하면서, 우리나라 북서쪽 지역에 강한 음의 Z500 편차값(-80gpm)이 위치하였다. 대류권 하층에서도 우리나라 주변으로 강한 저기압성 편차를 보이면서 북쪽 한기의 영향을 주로 받는 구조로 보였지만, 중국 남부지역에서부터 우리나라 남쪽으로 양의 Z500 편차 구역이 위치하고, 대류권 하층에서도 우리나라 남쪽으로 고기압성 편차가 강하였다. 이렇게 우리나라 남쪽의 북태평양 고기압의 세력이 유지되면서 대류권 하층에는 남서풍 편차가 계속 평년보다 강하게 유지되고, 많은 강수량을 유도하였다. ECMWF 모델의 +3주전 예측에도 우리나라 북쪽으로 상층골이 위치하고, 대류권 하층에서 저기압성 편차값의 영향을 받는 것을 잘 예측하였지만, 우리나라 남북에 위치한 편차값의 중심위치를 보다 동쪽으로 예측하고, 하층의 바람수렴대의 위치를 우리나라 남쪽으로 모의하면서 강수량을 평년과 비슷할 것으로 과소 모의하였다.

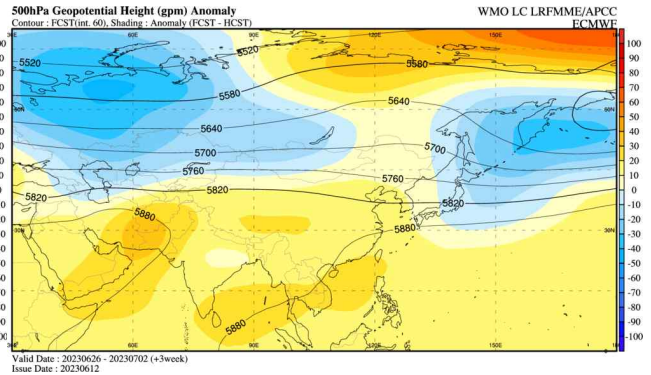
Figure 5.7 (e), (f)와 Figure 5.8 (e), (f)는 7월 2주의 재분석 자료와 ECMWF +3주 예측결과이다. 이 시기에는 대류권 중/하층 모두 우리나라 북쪽에 계속해서 기압골이 머무르고 있는 가운데 한반도 남동쪽에는 북태평양 고기압이 평년보다 발달하여 두 세력의 경계에 한반도가 위치하였다. ECMWF 모델에서도 이러한 패턴을 3주전에 잘 예측하였으며, 강수량이 평년보다 많을 것을 잘 예측하였다. 다만 많은 강수량에도 불구하고 기온이 평년보다 높았는데 모델은 평년과 비슷할 것으로 예측하면서 기온 예측은 실패하였다.

Figure 5.7 (g), (h)와 Figure 5.8 (g), (h)는 7월 3주의 재분석 자료와 ECMWF +3주 예측결과이다. 장마가 종료되는 시기로 재분석 자료에서는 5880gpm이 한반도 지역까지 북상하고, 대류권 하층에서도 북태평양 고기압의 영향으로 고기압성 편차를 보였다. ECMWF 모델도 +3주 예측에서 이러한 특징을 잘 모의하였으며, 기온과 강수량 예측 또한 일반적이 장마 종료 이후의 날씨인 고온 건조한 경향으로 예측하였다. 하지만 이러한 기압계 패턴에서도 장마전선이 소멸하거나 북상하지 않고 계속 영향을 주면서 평년과 비슷한 기온과 많은 강수량을 보였다.

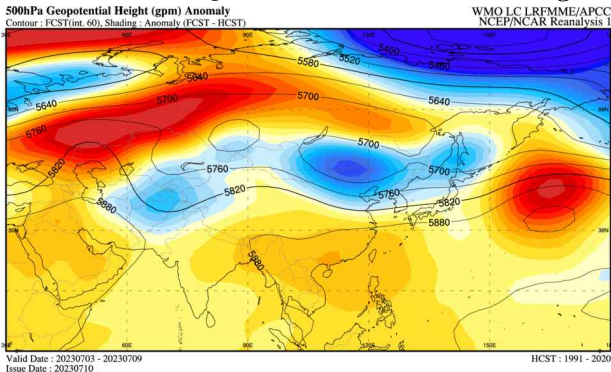
(a) Z500 (NRA1)



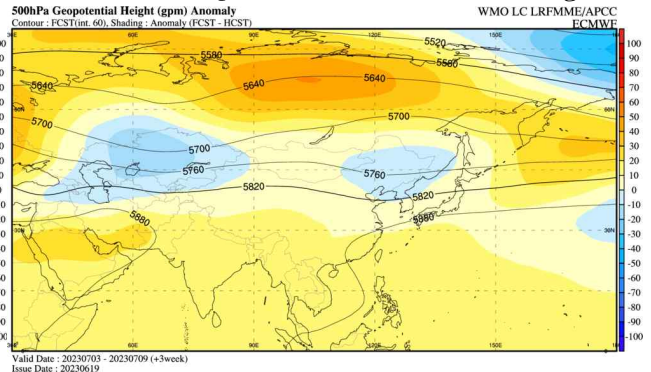
(b) Z500 (ECMWF +3 weeks)



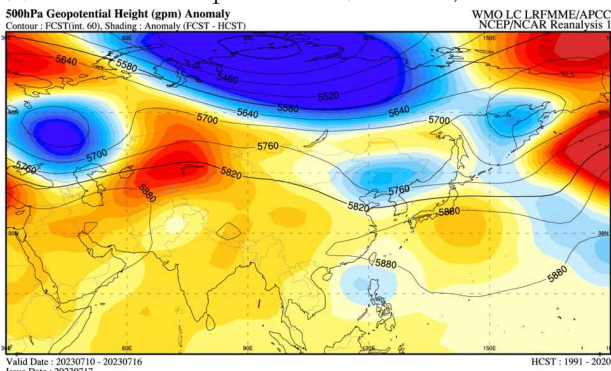
(c) Sub-seasonal prediction (+2 week, Washington)



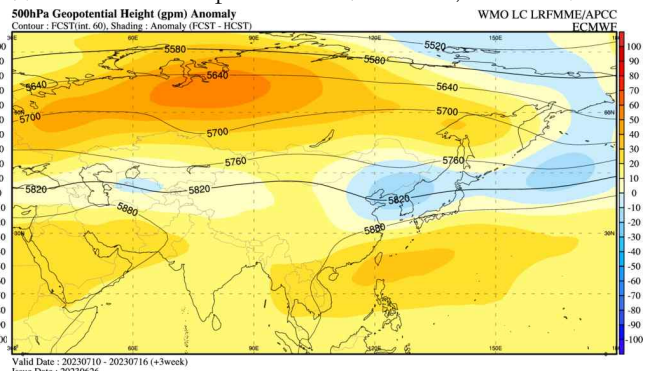
(d) Sub-seasonal prediction (+3 week, Washington)



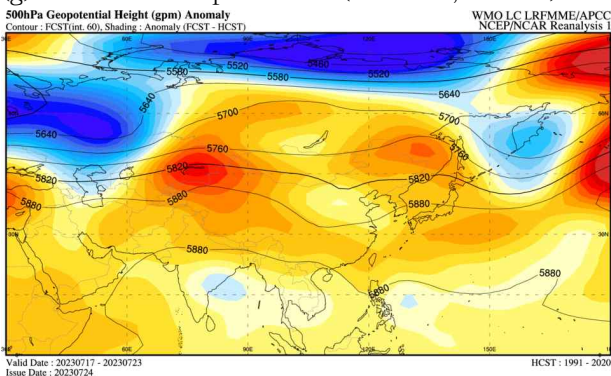
(e) Sub-seasonal prediction (+2 week, ECMWF)



(f) Sub-seasonal prediction (+3 week, ECMWF)



(g) Sub-seasonal prediction (+2 week, Exeter)



(h) Sub-seasonal prediction (+3 week, Exeter)

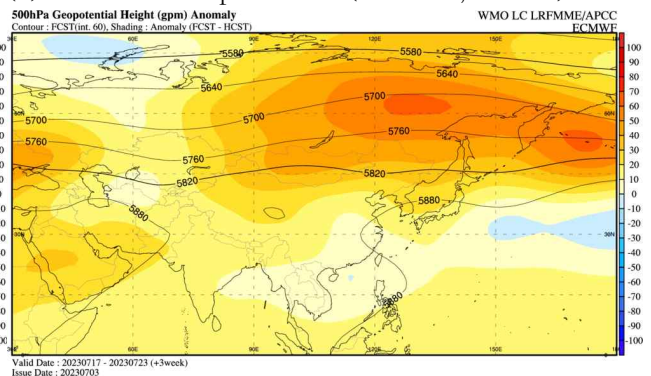
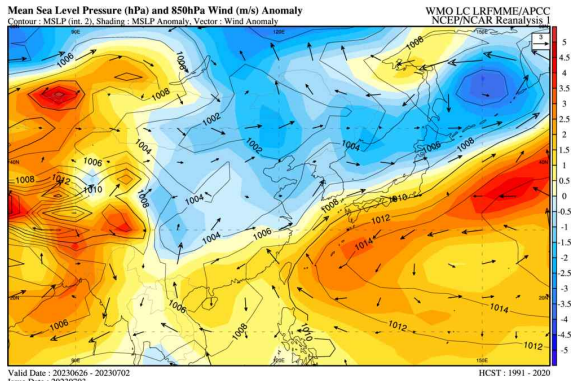
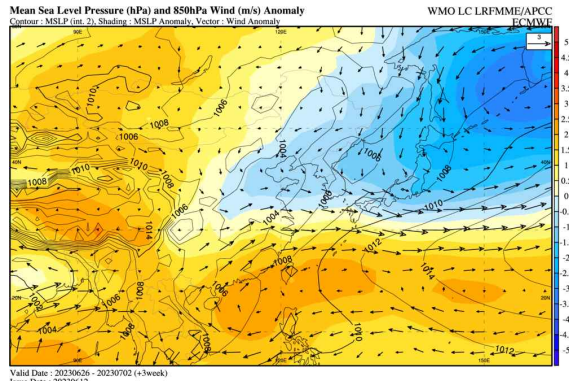


Figure 5.7. NCEP Reanalysis 1 data and ECMWF sub-seasonal model predictions from Jun 26, 2023 to Jul 10, 2023 for the Z500 variable. This figure is divided into several parts: (a), (c), (e) and (g) present NCEP Reanalysis 1 data, while (b), (d), (f) and (h) show ECMWF +3 week prediction. Each row represents data sequentially averaged over one week.

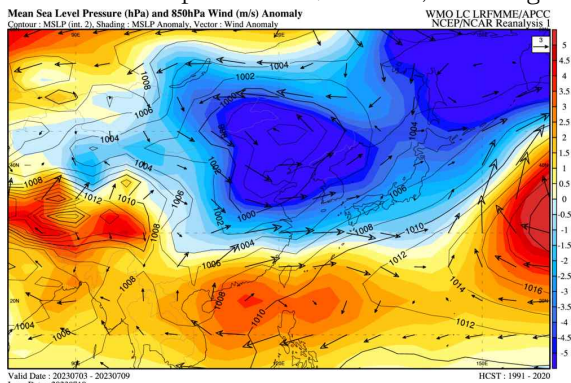
(a) Z500 (NRA1)



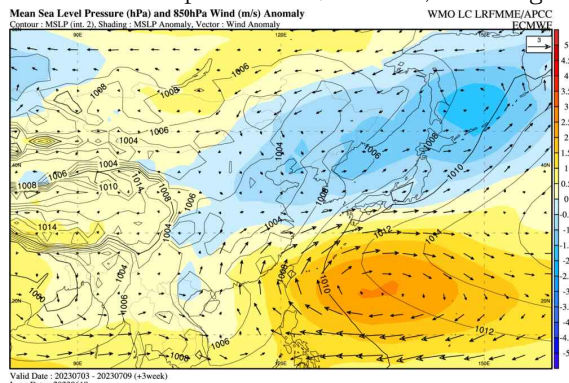
(b) Z500 (ECMWF +3 weeks)



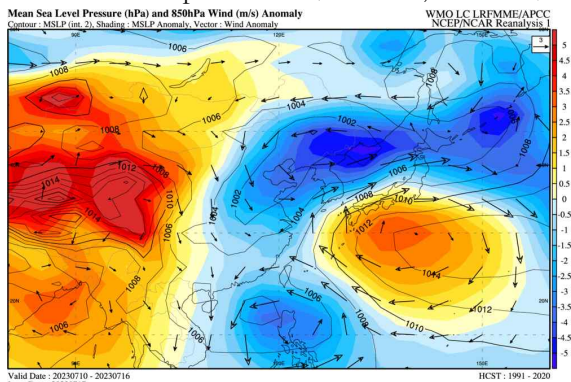
(c) Sub-seasonal prediction (+2 week, Washington)



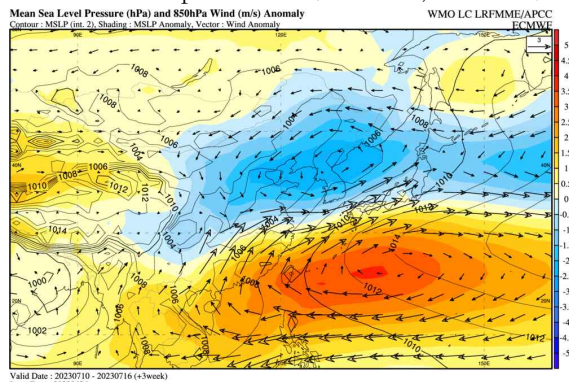
(d) Sub-seasonal prediction (+3 week, Washington)



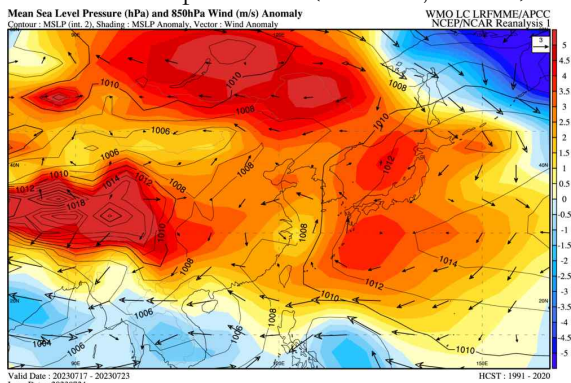
(e) Sub-seasonal prediction (+2 week, ECMWF)



(f) Sub-seasonal prediction (+3 week, ECMWF)



(g) Sub-seasonal prediction (+2 week, Exeter)



(h) Sub-seasonal prediction (+3 week, Exeter)

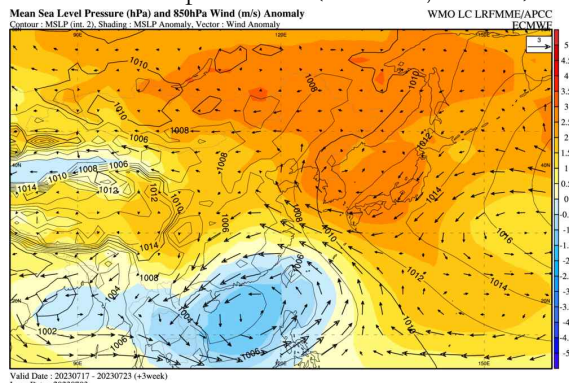


Figure 5.8. NCEP Reanalysis 1 data and ECMWF sub-seasonal model predictions from Jun 26, 2023 to Jul 10, 2023 for the MSLP and 850 wind variable. Additional details are as shown in the figure 5.6.

이번 보고서에는 포함하지 않았지만 2020년에도 우리나라 여름철에 4주 연속으로 평년대비 강수량이 많은 사례가 있었다. 앞서 분석한 2023년의 사례와 마찬가지로 Z500과 해면기압 편차장에서 우리나라 주변으로 음의 값을 보이며, 이로 인해 북태평양고기압이 우리나라까지 확장하지 못하고 그 경계에서 강한 남서기류의 유입이 유도되면서 많은 강수량을 보였다. 2020년 2023년 사례에서 ECMWF 모델은 우리나라 부근 중위도 기압계의 정체와 기압골의 발달을 과소모의하는 경향을 보이고, 북태평양고기압의 발달은 과대모의하면서 기온은 높게, 강수량은 적게 예측하고 있다.

현재 ECMWF 모델의 예측 수준에서는 3주전에 한반도 집중호우를 예측하기 어려우며, 1주 이내의 짧게 나타나는 현상 뿐만아니라 4주간 유사한 패턴이 유지되는 경우에도 예측을 하지 못하고 있다. 보다 나은 여름철 강수량 예측을 위해서는 한반도 북쪽의 기압골 발달/정체와 관련하여 별도의 기후예측인자의 개발이 필요하며, 모델 예측결과를 활용한 여름철 강수량 예측은 활용에 주의가 필요하다.

5.3. WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 시스템 운영

5.3.1. WMO 장기예보 선도센터 계절내 예측 시스템 개발의 개요 및 참여모델 특성

WMO 장기예보 선도센터는 계절 예측 이외에도 계절내 예측에 대한 정보를 제공하기 위한 시범적인 시스템을 구축해서 운영해오고 있다. 2014년에는 계절내 MME 시스템에서 제공할 콘텐츠를 발굴하는 등 사전 조사를 수행하였으며, 2015년에는 3개의 GPC (ECMWF, Tokyo (JMA), Washington (NCEP))의 예측자료를 바탕으로 시험 시스템을 구축하였고, 홈페이지에서는 MME 예측정보만 표출한 바 있다. 2016년에는 MME 뿐만 아니라 각 GPC 별 예측 결과를 함께 표출하여 예측자료 분석 시 다양한 정보를 획득할 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-OPSL)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 특성 변경에 따른 수정, 활용 가이드 및 웹사이트 안내 페이지 개선, 기후값 계산 방법 변경 등을 작업을 수행하였다. 2018년에는 자료 수신 속도 향상을 위해 프로그램을 개선하였고, GPC Seoul 예측자료가 안정적으로 제공되면서 MME 예측에 GPC Seoul 예측결과를 포함하였다. 2019년에는 신규 현업 서버로 시스템을 이전하였다. 2020년부터는 hindcast 공통기간이 계속 변경되는 사항에 대응하는 수정이 이루어졌으며, 2021년과 2022년에는 참여모델의 개선 사항을 적용하는 등 현재 개발된 내용을 안정적으로 운영하는 중점을 두었다.

계절내 MME 기후 예측자료의 생산에 필요한 각 GPC의 일별 예측자료는 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 활용 방법이 크게 변경되어 WMO 계절내 MME에 포함하지 않기로 하였다.

현재 사용하고 있는 모델의 2023년 12월 기준 특성과 함께 사용이 중단된 모델(Beijing, Melbourne, Tokyo)은 종료 시점의 특성을 아래 Table 5.1에 간략히 나타내었다. Table 5.1은 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 자세한 설명은 ECMWF S2S data portal의 모델 설명 부분에서 (<https://confluence.ecmwf.int/display/S2S/Models>) 확인할 수 있다.

Table 5.1. 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)	daily	0~46 days	101	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	2001~2020
Seoul (KMA)	daily	0~60 days	8	4/month (1,9,17,25)	7	1993~2016
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

a 현재 ECMWF, Exeter, Montreal, Seoul, Washington 모델을 사용하여 MME 예측 수행

b Beijing, Melbourne, Tokyo 모델은 과거 사용이 중단된 시점의 특성임

5.3.2. 계절내 예측 모델 예측성 비교 검증

WMO 장기예보 선도센터에서 시범운영 중인 계절내 MME 결과에 대한 검증을 시행하였다. 검증 기간은 2016년 1월 11일부터 2023년 8월 07일 사이 총 396회 예측한 결과이며, 검증 대상은 개별 GPC 및 MME 예측 결과이다. 2020년 이후 계절내 MME에 참여하지 않는 모델들의 경우와 일부 예측자료가 일부 누락된 경우에는 누락된 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 작기 때문에 모델별 비교 검증 방법으로 적합하다. 또한, hindcast 예측과 forecast 예측에 사용하는 모델의 초기장이 일반적으로 다르게 설정되어 두 방법의 실제 예측성의 차이가 있다. 그리고 공통 hindcast 기간이 계속 변경되고, 그 기간도 12년에서 8년으로 짧아서 신뢰도 있는 검증결과를 보장할 수 없기 때문이다.

검증 변수는 T2M과 PREC, MSLP, Z500이며, 검증 영역으로는 Global 영역에 관한 결과만을 제시하도록 하겠다. 또한, ERA5 자료의 기후값은 계절내 예측 모델의 공통 hindcast 기간과 동일한 1999년부터 2010년까지로 정하였다. 참고로 주별 평균한 예측 결과 생산을 위해 예측 시작 기준을 월요일로 정하면서 모델의 실제 예측 시작날짜부터 약 4일 정도의 예측 선행시간 결과가 생략된 검증 결과이므로 검증 결과의 해석 시 예측성이 실제 모델의 예측성보다 낮은 값일 수 있음에 유의해야 한다.

Figure 5.9는 4개 변수의 전구영역 주별 평균 예측 결과에 대한 ACC 검증 결과를 각 GPC와 SCM 예측 결과별로 검증기간 전체에 대해서 평균하여 나타낸 것이다. 변수별로 예측성을 비교해보면 일반적으로 알려진 바와 같이 PREC 변수의 예측성은 다른 변수에 비해 +1주에서 +3주 예측기간동안 상대적으로 낮게 나타났으며, 나머지 세 변수는 +1주 예측에서 예측성이 높은 모델의 경우 ACC 값이 0.8 부근으로 매우 높았다. 그중에서도 Z500 변수가 +1주 예측에서는 모델 간의 차이가 작고, 비교적 높은 값을 보였으며, SCM은 0.84, ECMWF는 0.86의 값을 보였다. 기상청의 1개월 전망에서 중요한 +3주 예측 결과에 대한 ACC 검증 결과를 보면, 예측성이 비교적 우수한 Z500 변수에서 SCM은 0.30, ECMWF는 0.29의 값을 보였고, T2M 변수에서는 SCM은 0.36, ECMWF는 0.38의 값을 나타냈다. 일반적으로 Z500 변수의 예측성이 우수하다고 알려졌으나 전구 영역에 대한 +3주 예측 시 변동성이 적고, 예측성이 우수한 적도 지역 해수면온도의 영향으로 T2M 상대적으로 장기 예측에서 더 높은 예측성이 나온 것으로 분석된다.

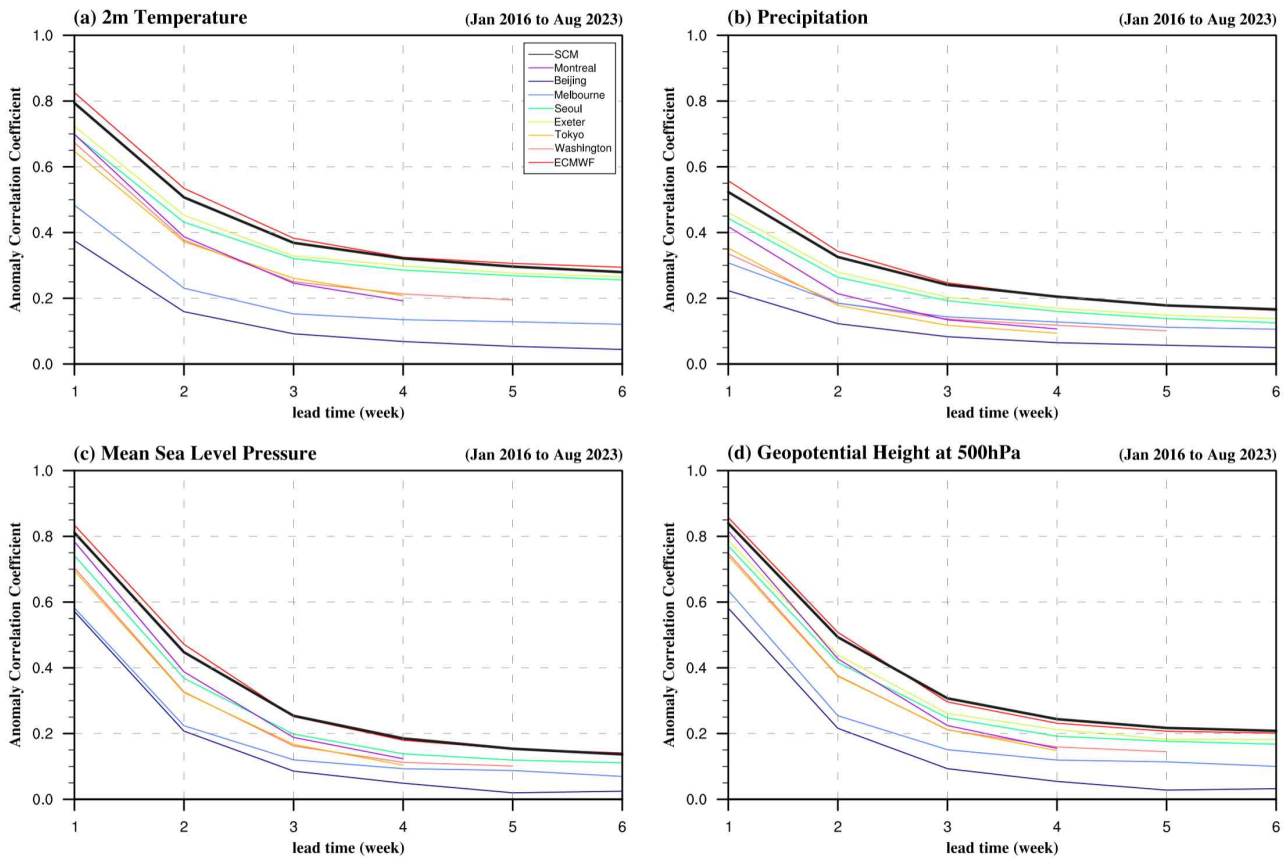


Figure 5.9. Anomaly correlation coefficient (ACC) of weekly mean real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period of Jan 2016~Aug 2023 around the globe. ACC for SCM prediction is indicated by black line.

Figure 5.9의 모델별 ACC 검증 결과를 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 모델

은 상대적으로 낮은 ACC 값을 보였다. SCM과 ECMWF 예측 결과를 비교하면 +1주와 +2주에서는 ECMWF 예측 결과가 0.02 정도 약간 높게 나타났으며, +3주와 +4주에서는 비슷한 값을 보였다. 이러한 특징을 보았을 때, +3주 이상의 계절내 규모의 예측에서 예측성을 향상하기 위해서는 MME 기법을 활용하는 것이 예측오차를 줄이는 데 유용하다는 것을 보여준다.

각 모델 및 변수별로 검증기간 동안 예측성의 변화 경향을 파악하기 위해 각 3주 예측 선행시간의 주별 평균 예측에 대한 ACC 검증 결과를 시계열로 나타내 보았다(Figure 5.10). 이때 주 단위로 생성되는 검증 결과를 분석에 쉽도록 해당 월별로 평균한 값을 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 월평균되는 검증 결과의 수가 그보다 적을 수 있다.

+3주 예측의 ACC 값은 SCM(검은색 선)과 ECMWF(붉은색 선) 예측이 전체기간에 걸쳐 비교적 높은 예측성을 보이며, 그 다음으로 Exeter(연두색 선)와 Seoul(초록색 선) 예측이 우수하였다. 모든 모델과 네 변수 모두에서 2020년 1월 전후로 예측성이 뚜렷하게 상승하는 모습을 보였으며 비교적 높은 값을 유지하였다. 그리고 T2M 변수와 PREC 변수가 상대적으로 작은 값이지만 예측 기간의 변화에도 일정한 ACC 값을 유지하는 경향을 보였고, MSLP와 Z500 변수는 ACC 값이 예측 기간에 따라 변화 폭이 큰 것으로 나타났다. T2M 변수의 경우 2020년과 2023년에 높은 값을 보이는데 이는 전지구 평균 온도와 연관이 높은 것으로 분석된다.

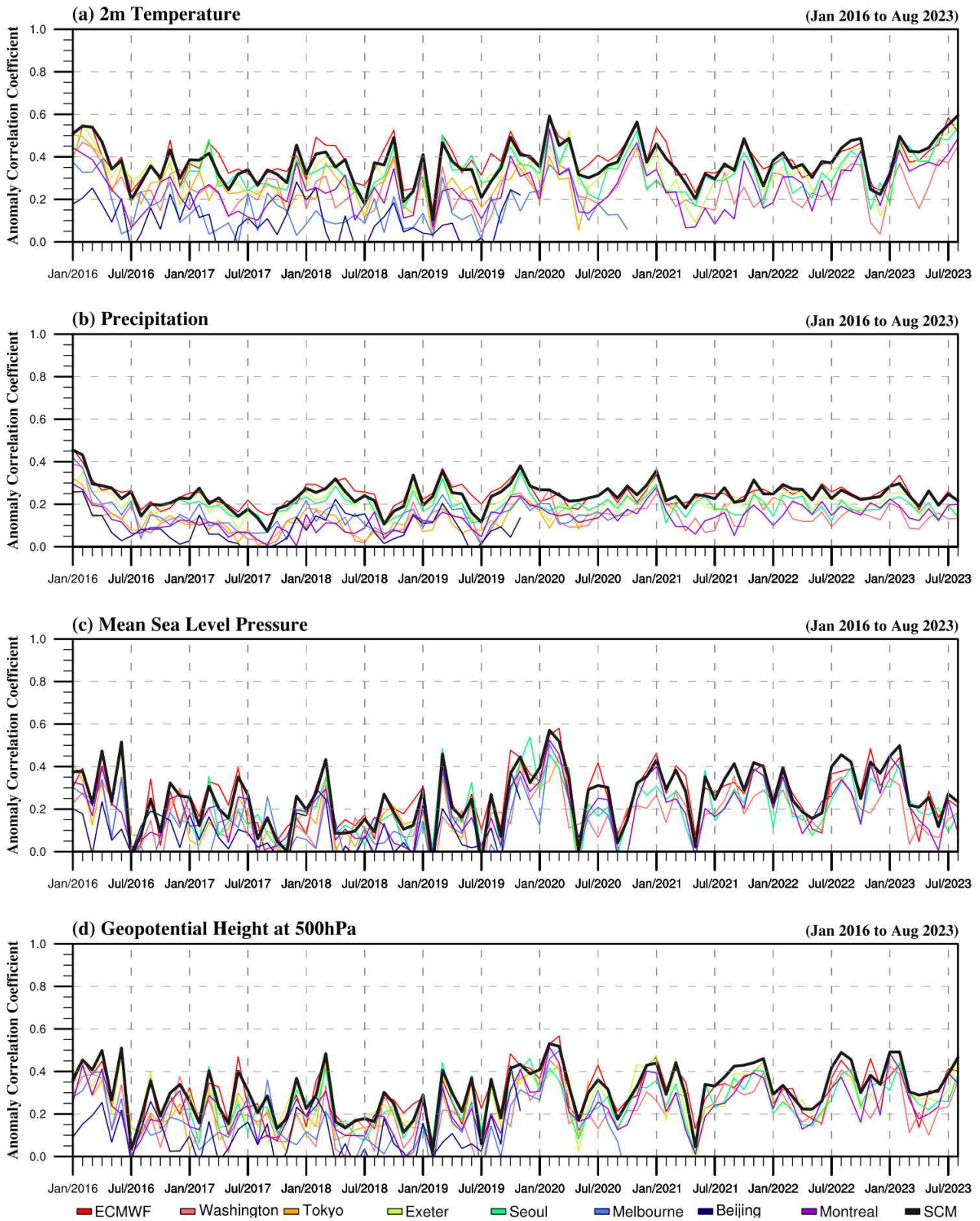


Figure 5.10. Anomaly correlation coefficient (ACC) of monthly averaged +3week real-time subseasonal forecast of (a) T2M, (b) PREC, (c) MSLP and (d) Z500 for the period from Jan 2016 to Aug 2023 around the globe. ACC for SCM prediction is indicated by black line.

6. 요약 및 결론

APCC는 지난 수년에 걸쳐 기상청과의 협력시스템을 바탕으로 지원체계를 강화함으로써 현업 장기예보 정확도 향상을 위한 노력을 기울여 왔다. 2022~2024년의 3년에 걸친 6단계 아태 사업에서는 기존 APCC-기상청의 협력시스템을 바탕으로 하되, 장기예보에 있어 APCC만의 역할 영역을 더욱 확대할 필요가 있으며, 이를 위해서는 현업 장기예보 실무 예측기술을 개선하고, 앞서 개발된 기술 또는 개선된 기후정보(예측성이 좋은 정보)를 선별하고 가공하여 객관화된 예측정보를 생산할 수 있는 기반을 마련할 필요가 있다.

장기예보를 위해서는 자료생산단계(관측분석-기후모델운영-장기예보 기술개발) 및 예보정보생산단계(예보관 종합분석-서비스, 홍보)에서의 기술개발 및 개선이 필요하며, 이 둘의 연계를 통해 직접 실무에 적용하는 과정이 필요하다. 특히, 장기예보 생산을 위해서는 모델 예측정보가 필수적이며, 이를 실무에 활용하기 위한 장기예보기술을 개선할 필요가 있다. APCC MME와 기상청 현업모델의 성능은 ECMWF 모델에 버금하는 좋은 성능을 보이고 있지만, 우리나라를 포함한 중위도 지역의 기후에 대한 정확한 장기예보는 여전히 어려우며 특히 여름철 강수의 예측성은 현저히 낮게 나타나고 있다. 특히, 계절내 예측(+3~6주) 기술개발을 통해 예측사각지대를 해소할 수 있는 기술개발 및 개선과 함께, 우리나라 장기전망의 체계 자체에 대한 고민도 필요하다. 따라서 이 연구에서는 계절 및 계절내 장기예보 기술개선을 통한 정확도 향상과 함께, 그간의 장기예보 경험 및 (기존 관측 및 모델 자료 기반의) 산재된 정보를 통합하여, 우리나라 장기예보 시 활용가능한 객관화된 예측정보 생산을 위한 기반을 마련하고자 하였다. 이를 위하여, 2023년에는 아래와 같이 장기예보 예측성 향상을 위한 기술을 개선하고자 하였다.

겨울철 주요 기후감시요소인 열대 해양이 우리나라에 미치는 영향을 살펴보고 모델에서는 열대 해양의 영향이 어떻게 모의되고 있는지 모델의 재현성을 살펴보았다. 열대 해양의 대표적인 변동성인 ENSO에 의한 해양 강제력은 겨울철 열대 지역 강수(대류 활동)를 통해 유도되는 원격상관으로 우리나라를 포함한 동아시아에 영향을 준다. 겨울철 열대 인도양과 태평양 지역에서 나타나는 강수의 주요 모드는 ENSO와 관련된 패턴으로 나타나며 모델에서도 유사하게 모의했다. 그러나 모델의 강수는 ENSO와 관련된 변동이 관측보다 훨씬 큰 비중을 차지했고 계절안에서 진동하는 패턴은 제대로 모의하지 못했다. 열대 강수를 지역별로 비교했을 때 모델에서 중태평양과 서태평양 강수는 비교적 잘 모의했으나 인도양 강수는 다른 지역보다 모의 성능이 낮았다. 관측에서 겨울철 열대 강수와 ENSO의 관련성이 항상 높지는 않았고 강수와 관련된 반응도 강수 지역과 시기에 따라 서로 다르게 나타났는데 모델에서는 강수와 ENSO의 관련성이 겨울철 동안 계속 높았고 강수에 대한 반응도 구분되지 않고 열대에서 중위도로 전파되는 파동 패턴을 우세하게 모의하였다. ENSO와 열대 강수의 관련성이 높은 12월은 ENSO와 관련된 열대 강수가 중위도에서 파동 전파를 유도하고 한반도 주변 고기압성 편차를 유도하는 과정이 가장 잘 나타났고 모델에서도 잘 재현되었다. 그러나 1월은 ENSO와 인도양 강수의 관련성은 12월보다 감소하고 ENSO와 높은 관련성을 갖는 서태평양과 중태평양 강수의 반응도 열대로부터의 파동 전파로는 나타나지 않았으나 모델은 12월과 유사하게 모의해 관측과 차이가 있었다. 2월도 1월과 유사했으나 서태평양 강수와 관련된 반응으로 열대로부터의 파동 전파가 일부 나타나는 차이가 있었다. 겨울철 ENSO와 가을철 IOD를 고려한 ENSO 합성장에서도

12월은 모델이 관측과 유사하게 모의했으나, 1월은 유라시아 대륙을 지나 전파되는 영향이 중요하게 나타났는데 모델에서 이를 모의하지 못하고 열대에서 전파되는 영향을 관측보다 강하게 모의했다. 따라서 1월은 모델 예측 정보를 해석할 때 관측에서 분석된 ENSO와 관련된 정보와 다른 기후감시인자의 정보를 추가로 고려해 반영하는 과정이 필요하겠다.

중위도 대륙의 중요 기후감시요소로서, 10월 유라시아 대륙 눈덮임 속도를 겨울철 기온에 활용할 수 있는 방안에 대해 분석하였다. 10월 유라시아 대륙 눈덮임 속도의 경우 그 경향성(trend)를 제거하여 감시인자로 활용하여야 하며, 11월~12월의 초겨울에는 눈덮임 지표면 알베도에 의한 기온 변화를 비교적 잘 재현하기 때문에 눈덮임에 대한 반응으로 모델 재현성은 믿을 만 하다. 반면, 1월~2월의 늦겨울에는 지표면 heat flux에 따른 대기 중/상층 반응이 모델의 과거재현기간에는 잘 재현하지 못하는 경향이 있으므로, 이 경우 장기간의 관측기반 감시인자의 중요성이 커진다.

겨울철 우리나라 기온 예측에서 가을철 북극 해빙을 예측 인자로 활용하고 있지만, 해빙의 감소추세가 매우 강하기 때문에 예측 인자로 해빙을 사용하는데 한계가 드러나고 있음을 확인하였다. 선형추세를 고려하지 않으면 겨울철 우리나라 월별 기온과 해빙의 상관성은 유의미하지 않고, 선형추세를 고려하더라도 우리나라 겨울철 기온과 상관성이 낮다. 따라서 대안으로 북극 대기의 연직 분포를 활용하기를 제안하였으며, 계절예측 모델에서의 북극 대기 연직 분포에 대한 예측성과 그와 연관된 대기 반응 모의 특성을 살펴보았다. GloSea6 모델은 북극 연직 이벤트의 발생 여부를 예측할 수 있으나 연관된 대기 반응은 이벤트의 형태와 관계없이 비슷하게 모의하는 특징이 있었다. 바렌츠-카라해의 상층 대기 온난화는 북대서양에서 바렌츠-카라해로의 에너지와 수분속의 수송으로 발생하는데 GloSea6 모델은 DAW와 SAW일 때 모두 수분속의 유입을 유의하게 모의하기 때문에 대기 순환 패턴에서의 차이도 탐지할 수 없는 것으로 보인다. 연구결과를 바탕으로 모델의 북극 연직 이벤트 예측 결과에 따라 대기 반응 패턴의 특징을 고려하여 겨울철 우리나라 기온 전망에 활용할 수 있을 것으로 기대된다.

1개월 장기예보는 매주 예측정보를 생산해야 하므로 정확도 향상과 더불어 예측정보 생산의 객관화를 통한 효율화가 필요하다. 우리는 예보관이 1개월 장기예보 전망시 중요하게 사용하는 방법론을 객관화 하고, 이러한 방법의 사용에 따른 예측성의 향상 가능성을 살펴보았다. 먼저 특정 시점을 기준으로 예측성이 우수하거나 특정 경향을 보이는 앙상블 멤버를 고르는 다양한 방법에 대하여 실험을 수행하였다. 이러한 앙상블 선별 방법을 사용하여 +2주 시점에서 앙상블을 선별하면, 예측성의 우위가 +3주 예측까지 지속됨을 보였다. 특히 앙상블 선별 후 확률예측을 수행한 결과 카스피해 부근과 우리나라 주변으로 예측성 향상이 두드러지게 나타났다. 무작위로 앙상블을 선별하는 실험을 통해 25개에서 50개로 앙상블 개수만 두배로 늘리는 경우 우리나라 기온 확률 예측의 ROC score는 0.002 증가한다. 반면 이상적으로 최적의 앙상블 선별을 수행한다면 ROC score는 최대 0.055 까지 향상되며, 앙상블 멤버수 증가 대비 27배 이상의 효과를 볼 수 있다.

1개월 예측 예보 생산과정을 관찰한 결과, 최근 1주일간 생산된 3개 예측의 경향을 주관적으로 해석하여 최근 예측을 보완하거나 예측 정보의 신뢰도를 가감하는 상황이 자주 있음을 확인하였다. 최근 예측 경향을 고려하는 것이 예측생산 과정에서 중요한 영향을 미칠 수 있는

과정이나 정량적, 객관적인 판단 근거가 없어 정량화를 시도하고 그 유용성을 검증하였다.

4년 간의 ECMWF 앙상블 예측 자료를 이용해 각 격자점에서 예측편차의 경향성이 유지되는 경우에 예측 경향을 고려해 최근 예보를 수정하는 것이 예측성능 향상에 도움이 되는 사례는 전체 사례의 25% 미만이며, 예측 경향성이 유지되는 사례의 50% 이하로 나타났다. 결국 예측이 일관된 경향을 갖더라도 그것을 고려하는 것은 도움이 되거나 되지 않거나의 50:50 확률이므로 1개월 예측에 있어 유용하다고 볼 수 없다. 예측 경향 일관성 및 경향을 고려하는 것이 유리한 사례의 비율이 예측 선행시간에 따라 어떻게 변화하는지를 그 원인을 분석한 결과, 선행시간에 따른 서로 다른 예측 사이의 상관관계, 모델의 잠재 예측성 및 실제 예측성에 의해 주로 좌우됨을 이해할 수 있었다.

최근 연속된 예측의 경향성을 살펴보고 일관된 경향성이 나타나는 경우에 예측 정보에 대한 신뢰도를 갖게 되는 것은 자연스러운 인식과정이다. 다시 말하면 예측 정보의 일관성이 감소하는 경우 신뢰도 감소로 이어질 수 있다. (Burgeon and Joslyn 2020). 본 분석에서는 경향성을 고려하는 것이 뚜렷한 잇점이 없음을 보였으나 예보관은 보다 큰 규모의 패턴을 인식해 약간의 지역적인 차이를 고려하지 않고 판단할 수 있지만, 예보관의 시각과 정확히 일치하지는 않으며 이를 정량화하는 것은 다른 차원의 문제를 야기할 수 있어 각 격자점별로 일평균 자료를 사용해 분석했다는 한계를 가지고 있다.

관측 자료를 토대로 MJO 대류의 전파 위상에 따른 우리나라 겨울철 주별 기온 변동을 분석하고 저온 또는 고온과 관련된 영향 위상을 조사하였다. 열대 해양성 대류 부근으로 대류가 강화(약화)되는 위상 5(위상 1)가 강하게 발달하는 주(week)는 통계적으로 유의한 수준에서 시공간적으로 뚜렷한 음(양)의 기온 편차를 나타냈다. MJO와 관련된 대류가 발달하면 비단열 과정에 발생하는 응결열 강제력에 의해 열대 지역뿐만 아니라 중위도 지역의 대기 순환에 상당한 영향을 준다. 위상 5와 관련된 대류는 남동아시아 지역 상층에 고기압성 흐름을 유도하여 파동 전파에 의한 한반도 동쪽 저기압성 흐름을 형성하는 반면, 위상 1과 관련된 대류는 이와 대조적인 상층 대기 패턴을 보여주었다. 또한, 위상 5 (위상 1) 시기에 한반도를 중심으로 서고동저형(서저동고형) 하층 기압 패턴이 나타나면서 시베리아 지역의 대륙고기압 및 알류산 저기압이 강화(약화)될 수 있는 호조조건이 형성되었다. 따라서 위상 5 (위상 1) 대류로부터 우리나라는 북쪽(남쪽)에서부터 하층 대기권의 한랭(온난)이류 영향으로 기온이 증가(감소) 할 수 있음을 확인하였다. 한편, ECMWF 계절내 모델의 과거재현자료(Hindcast)에서 영향 위상에 대한 예측 지수 및 관련 역학과정의 모의 성능을 진단하였다. 선행시간이 길어질수록 MJO 대류의 강도 및 전파 속도를 과소모의하는 모델 특성을 반영하여 예측된 강도 및 지속기간을 고려한 민감도 테스트를 통해 +3주 예측성 분석을 수행하였다. 그 결과, 위상 5의 경우 강도는 약하나 발생 직후 5일 이상 장기간 지속할 것으로 예측할 때, 위상 1의 경우 초기 진폭이 1.5 이상 매우 강하게 발달할 것으로 예측할 때 위상/강도/기온 적중률이 높아지고 열대 지역 대류 활동 및 북동아시아 지역 원격상관 대기 패턴을 잘 모의하였다. 최종적으로, MJO 영향 위상에 관한 과학적 기초 자료를 제시하고 가장 우수한 예측 정보 선별을 통해 겨울철 +3주 예보를 위한 실시간 MJO 예측 지수 활용도 증대에 기여할 수 있을 것으로 판단된다.

사사

본 연구는 APCC의 지원을 통해 수행되었습니다.

References

- APCC (2021) 전구기후모델의 현업예측 평가 및 강수모수화/결합초기화 진단
- APCC (2022) 장기예보 개선을 위한 예측정보 통합 기반 마련
- Abid, M. A., F. Kucharski, F. Molteni, I.-S. Kang, A. M. Tompkins, and M. Almazroui, 2021: Separating the Indian and Pacific Ocean impacts on the Euro-Atlantic response to ENSO and its transition from early to late winter. *J. Climate*, **34**(4), 1531–1548. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-20-0075.1>
- An, X., W. Chen, S. Fu, P. Hu, C. Li, and L. Sheng, 2022: Possible dynamic mechanisms of high- and low-latitude wave trains over Eurasia and their impacts on air pollution over the North China plain in early winter. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **127**(13). <https://doi.org/10.1029/2022JD036732>
- Baggett, C. F., E. LaJoie, D. Collins, D. Harnos, K. MacRitchie, M. Chelliah, E. Oswald, A. Kumar, S. Baxter, and M. Halpert, 2021: Ensemble Subsampling to Improve Week 3–4 Temperature and Precipitation Outlooks. *Extended Summary, Climate Prediction S&T Digest, 45th NOAA Climate Diagnostics and Prediction Workshop*, Virtual Online, DOC/NOAA, 60–64. <https://doi.org/10.25923/tpfe-4n87>.
- Baggett, C. F., S. Simon, and M. Halpert, 2023: Week 3–4 Multi-Model Ensemble Subsampling: A Real-Time Verification. *NOAA's 47th Climate Diagnostics and Prediction Workshop*, Logan, UT, DOC/NOAA, 7–13. <https://doi.org/10.25923/ggwg-0b54>.
- Burgeno, J. N. and S. Joslyn, 2020: The impact of weather forecast inconsistency on user trust, *Weather, Climate and Society*, **12**, 679–694, <http://doi.org.10.1175/WCAS-D-19-0074.1>
- Cohen, J. and Jones, J. (2011): A new index for more accurate winter predictions. *Geophysical Research Letter*, doi:10.1029/2011GL049626.
- Dalelane, C., M. Dobrynin, and K. Frohlich, 2020: Seasonal forecasts of winter temperature improved by higher-order modes of mean sea level pressure variability in the North Atlantic sector. *Geophysical Research Letters*, **47**, e2020GL088717. <https://doi.org/10.1029/2020GL088717>
- Hall, R. J., Edreilyi, R., Hanna, E., and Jones, J. M., (2015): Drivers of North Atlantic Polar Front jet stream variability. *International Journal of Climatology*. 35(8), 1697–1720.
- Han, S., and Sun, J. (2018): Impacts of Autumnal Eurasian Snow Cover on Predominant Modes of Boreal Winter Surface Air Temperature Over Eurasia. *JGR-Atmosphere*. 123(18).

- He, J., H. Lin, and Z. Wu, 2011: Another look at influences of the Madden-Julian oscillation on the wintertime East Asian weather. *Journal of Geophysical Research*, **116**, D03109, <https://doi.org/10.1029/2010JD014787>.
- 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*, **110**, D11104, <https://doi.org/10.1029/2004JD005408>
- Kim, B. M., Hong, J. Y., Jun, S. Y., Zhang, X., Kwon, H., Kim, S. J., ... & Kim, H. K. (2017) Major cause of unprecedented Arctic warming in January 2016: Critical role of an Atlantic windstorm. *Scientific Reports*, **7**(1), 40051.
- Kim, H.-M., D. Kim, F. Vitart, V. E. Toma, J.-S. Kug, and P. J. Webster, 2016: MJO propagation across the Maritime Continent in the ECMWF ensemble prediction system. *Journal of Climate*, **29**(11), 3973–3988, <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-15-0862.1>.
- Kim, S., H.-Y. Son, and J.-S. Kug, 2018: Relative roles of equatorial central Pacific and Western North Pacific precipitation anomalies in ENSO teleconnection over the North Pacific. *Clim. Dyn.*, **51**, 4345–4355. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3779-6>
- Kim, S., J.-S. Kug, and K.-H. Seo, 2020: Impacts of MJO on the Intraseasonal Temperature Variation in East Asia. *Journal of Climate*, **33**(20), 8903–8916, <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-20-0302.1>
- Lin, H., G. Brunet and J. Derome, 2008: Forecast skill of the Madden-Julian oscillation in two Canadian atmospheric models. *Monthly Weather Review*, **136**(11), 4130–4149, <https://doi.org/10.1175/2008MWR2495.1>.
- Lo, F. and H. H. Hendon, 2000: Empirical extended-range prediction of the Madden-Julian oscillation. *Monthly Weather Review*, **128**(7), 2528–2543, [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2000\)128<2528:EERPOT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(2000)128<2528:EERPOT>2.0.CO;2)
- Luo, X., and Wang, B., (2019): How autumn Eurasian snow anomalies affect east asian winter monsoon: a numerical study. *Climate Dynamics*, **52**, 69–82.
- Ma, T., W. Chen, S. Chen, C. I. Garfinkel, S. Ding, L. Song, Z. Li, Y. Tang, J. Huangfu, H. Gong, and W. Zhao, 2022: Different ENSO teleconnections over East Asia in early and late winter: Role of precipitation anomalies in the tropical Indian ocean and far western pacific. *J. Climate*, **35**(24), 7919–7935. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-21-0805.1>
- Min, Y.-M., V. N. Kryjov, S. M. Oh, and H.-J. Lee, 2017: Skill of real-time operational forecasts with the APCC multi-model ensemble prediction system during the period 2008–2015. *Climate Dynamics*, **49**, 4141–4156. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3576-2>.

- Park, C.-H., J. Choi, S.-W. Son, D. Kim, S.-W. Yeh, and J.-S. Kug, 2023: Sub-seasonal variability of ENSO teleconnections in western North America and its prediction skill. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **128**(6), e2022JD037985. <https://doi.org/10.1029/2022JD037985>
- Rashid, H. A., H. H. Hendon, M. C. Wheeler, and O. Alves, 2011: Prediction of the Madden-Julian oscillation with the POAMA dynamical prediction system. *Climate Dynamics*, **36**(3), 649–661, DOI:10.1007/s00382-010-0754-x.
- Robinson, David A.; Estilow, Thomas W.; and NOAA CDR Program (2012): NOAA Climate Data Record (CDR) of Northern Hemisphere (NH) Snow Cover Extent (SCE), Version 1. [indicate subset used]. NOAA National Centers for Environmental Information. doi:10.7289/V5N014G9 [access date].
- Seo, K.-H., H.-J. Lee, and D. M. W. Frierson, 2016: Unraveling the teleconnection mechanisms that induce wintertime temperature anomalies over the Northern Hemisphere continents in response to the MJO. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **73**(9), 3557–3571, <https://doi.org/10.1175/JAS-D-16-0036.1>
- 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. *Clim. Dyn.*, **42**, 3171–3186. <https://doi.org/10.1007/s00382-013-2008-1>
- Son, S.-W., H. Kim, K. Song, S.-K. Kim, P. Martineau, Y.-K. Hyun, and Y. Kim, 2020: Extratropical prediction skill of the Subseasonal-to-Seasonal (S2S) prediction models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, **125**, e2019JD031273. <https://doi.org/10.1029/2019JD031273>.
- Takaya, K., and H. Nakamura, 2001: A formulation of a phase-independent wave-activity flux for stationary and migratory quasigeostrophic eddies on a zonally varying basic flow. *Journal of the Atmospheric Sciences*, **58**(6), 608–627. [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(2001\)058<0608:AFOAPI>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(2001)058<0608:AFOAPI>2.0.CO;2)
- Xu, X., S. He, Y. Gao et al., 2021: Contributors to linkage between Arctic warming and East Asian winter climate. *Climate Dynamics*, **57**, 2543–2555, <https://doi.org/10.1007/s00382-021-05820-x>
- 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? *J. 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)

- 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).
- WMO, (2020): Guidance on Operational Practices for Objective Seasonal Forecasting. WMO-No.1246.
- Woods, C, R. Caballero, and G. Svensson (2013) Large-scale Circulation Associated with Moisture Intrusion into the Arctic during Winter. *Geophysical Research Letters* 40: 4717–4721. doi:10.1002/grl.50912.
- Zhao, W., S. Chen, H. Zhang, J. Wang, W. Chen, R. Wu, W. Xing, Z. Wang, P. Hu, J. Piao, and T. Ma, 2022: Distinct impacts of ENSO on haze pollution in the Beijing–Tianjin–Hebei region between early and late winters. *J. Climate*, **35**(2), 687–704. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-21-0459.1>

부록 A. 예보경향성 관련 식 [4.6] 등의 유도과정

현재 앙상블 평균 예측(f_0)과 지난 예측(f_1)의 차이를 예측 경향(T)으로, 현재 예측과 관측(o)과의 차이를 오차(e)로 정의한다.

$$T = f_0 - f_1 \quad [A1]$$

$$e = f_0 - o \quad [A2]$$

관측 편차의 분산(V_o)과 예측 편차의 전체 분산($V_{f-total} = V_S + V_N = V_o$)이 같다고 가정한다. 이때 51개 앙상블 평균은 노이즈를 제거할 만큼 크다고 추가로 가정하면, 예측(f_0)의 분산은 시그널의 분산(V_S)이므로 잠재예측성($R = \sqrt{V_S/(V_S + V_N)} = \sqrt{V_S/V_o}$)에 비례한다. 즉,

$$\begin{aligned} V_{f_0} &= V_S(t=0) = V_S(t=0) \frac{V_o}{V_o} = V_o \frac{V_S(t=0)}{V_o} = V_o R_o^2 \\ V_{f_1} &= V_o R_1^2 \end{aligned} \quad [A3]$$

그리고 예측과 예측 및 관측간 공분산은 아래와 같이 정의할 수 있고, 그에따라 오차와 경향성의 공분산도 Eq. [A5]와 같이 정의할 수 있다. 이때 A는 특정 선행시간의 이번 예측과 같은 예측 대상시점에 대한 지난 예측 사이의 상관계수이다. (Fig. 3.2.2.7b의 붉은 선)

$$\begin{aligned} \overline{f_o o} &= V_o R_o r_o \\ \overline{f_0 f_1} &= V_o R_0 R_1 A \end{aligned} \quad [A4]$$

$$\begin{aligned} \overline{e T} &= \overline{(f_o - o)(f_0 - f_1)} \\ &= \overline{f_o^2} - \overline{f_0 f_1} - \overline{f_o o} + \overline{f_1 o} \\ &= V_o R_o^2 - V_o R_0 R_1 A - V_o R_o r_o + V_o R_1 r_1 \\ &= V_o [R_0 (R_0 - r_0) - R_1 (R_0 A - r_1)] \end{aligned} \quad [A5]$$

그리고 오차와 경향성의 분산은 각각,

$$\begin{aligned} \overline{e^2} &= \overline{(f_o - o)(f_o - o)} = \overline{f_o^2} - 2\overline{f_o o} + \overline{o^2} \\ &= V_o R_o^2 - 2V_o R_o r_o + V_o = V_o (1 + R_o^2 - 2R_o r_o) \end{aligned} \quad [A6]$$

$$\begin{aligned} \overline{T^2} &= \overline{(f_0 - f_1)(f_0 - f_1)} = \overline{f_0^2} - 2\overline{f_0 f_1} + \overline{f_1^2} \\ &= V_o R_o^2 - 2V_o R_0 R_1 A + V_o R_1^2 \\ &= V_o (R_o^2 - 2R_0 R_1 A + R_1^2) \end{aligned} \quad [A7]$$

이때, $R_0 A = R_1$ 으로 가정하면, Eq. [A5]와 Eq [A7]은 각각,

$$\overline{e T} = V_o [R_0 (R_0 - r_0) - R_1 (R_1 - r_1)] \quad [A8]$$

$$\overline{T^2} = V_o (R_o^2 + R_1^2 - 2R_1^2) = V_o (R_o^2 - R_1^2) \quad [A9]$$

으로 정리되며, Eq.[A6], [A8],[A9]를 이용하면 오차와 경향성의 상관계수 $\rho(e,T)$ 를 아래와 같이 구할 수 있다. (Eq. [4.6])

$$\begin{aligned}\rho(e, T) &= \frac{\overline{eT}}{\sqrt{\overline{e^2 T^2}}} & [A10] \\ &= \frac{R_0(R_0 - r_0) - R_1(R_1 - r_1)}{\sqrt{(1 + R_0^2 - 2R_0r_0)(R_0^2 - R_1^2)}}\end{aligned}$$

또한, 예측경향(T)와 관측(o)의 상관계수도 Eq. [A4]. [A9] 를 이용해 유사한 방법으로 구할 수 있다. (Eq. [4.7])

$$\begin{aligned}\overline{oT} &= \overline{o(f_o - f_1)} = \overline{of_o} - \overline{of_1} & [A11] \\ &= VoR_0r_0 - VoR_1r_1 = Vo(R_0r_0 - R_1r_1)\end{aligned}$$

$$\rho(o, T) = \frac{\overline{oT}}{\sqrt{\overline{e^2 T^2}}} = \frac{R_0r_0 - R_1r_1}{\sqrt{R_0^2 - R_1^2}} \quad [A12]$$