

아태지역 수년~수십년 이상기후 전망을 위한 기술개발
Technology development for forecasting abnormal
climate for several years to decades in the
Asia-Pacific region

김선용, 김선태, 김옥연, 문수연, 이현주, 정다은
기후사업본부 기후변화분석과

2025.12.

아태 기후센터

Executive Summary

The Asia-Pacific region experiences pronounced variability on annual-to-decadal (A2D) timescales, and this low-frequency climate noise strongly conditions the occurrence of high-impact extremes such as droughts, heat waves, cold surges, and frontal heavy rainfall. Yet most current prediction and climate-service systems focus either on long-term climate change (multi-decadal trends) or on short-range to seasonal forecasts, leaving a critical gap at the 1–10 year horizon where infrastructure planning, water-resource management, energy investment, and adaptation policies actually operate. Large-scale coupled modes such as ENSO, PDO/IPO, and NAO evolve and interact on A2D timescales, setting the background state that either amplifies or suppresses extremes in particular “regimes.” Understanding these memory pathways and regime-dependent teleconnections, and improving the A2D performance of prediction systems like CMIP6 DCP, is therefore essential for providing robust, storylines-based climate information that can directly support medium- to long-term decision-making and climate services in a warming world.

The spring drought analysis reveals significant power at 2–3-year ENSO timescales and at 11–17-year quasi-decadal timescales, with clear non-stationarity over 1960–2015. It demonstrates that ENSO primarily controls year-to-year SPI-6 variability, while PDO/IPO increasingly dominate at longer periods, and that the strength of these teleconnections changes over time. ENSO–PDO phase diagrams and winter–spring composite circulation patterns further show strong asymmetry: the ENSO–/PDO+ regime is associated with the driest springs via a pronounced anticyclonic ridge and moisture divergence over East Asia, whereas ENSO+/PDO– tends to suppress drought. Low-frequency band analysis and interaction regressions (including ENSO×PDO) quantify PDO’s role as a decadal background setter and confirm that ENSO–PDO combinations modulate spring drought risk nonlinearly. Together, these results argue for a regime-aware, interaction-based A2D prediction framework for East Asian spring drought, rather than relying on a single stationary ENSO–SPI relationship.

We also evaluate the multi-year prediction skill for spring (MAM) drought, defined by the 6-month Standardized Precipitation Index (SPI6), using hindcasts from five DCP models (CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC31-MM, MIROC6, and MPI-ESM1-2-HR) against CRU observations. Results showed the distinct differences in model performance for drought prediction. MIROC6 demonstrated the highest performance in deterministic verification, whereas CanESM5 excelled in probabilistic verification. These characteristics stem from differing error properties: CanESM5 showed high reliability but low resolution in its probability forecasts, while MIROC6 exhibited high discrimination ability between drought and non-drought events but low reliability. These findings imply that rather than applying a uniform bias correction method across all models, a tailored correction approach that accounts for the specific predictive characteristics of each model is necessary.

This study is conducted in two major topics to obtain climate predictors suitable for East Asian extreme temperature in summer. First, with dynamical analysis, we obtained the important components of the dynamical process and the atmospheric teleconnection patterns related to the variability of the extreme temperature. Second, we assessed the applicability of the climate predictors through multi-regression model construction designed to diagnose and validate their predictive skills. These two research tasks laid the groundwork for leveraging climate predictors to predict East Asian extreme high temperatures within the A2D time scale.

Using six heat-related indices, we evaluate summer heatwaves in five DCP models over East Asia. Summer days and warm days generally showed positive biases, while warm days and warm nights exhibit increasing biases with longer lead times. Most indices display overestimated warming trends, with sharp rises in warm days and warm nights after the 2000s. Predictability is highest for warm days and warm nights, and maximum value of daily minimum temperature outperformed among intensity indices. CanESM5 shows overly strong trends in Tmin-derived indices, whereas MPI-EMS1-2-HR achieves the best overall accuracy across most indices.

We also define rapid warming and cooling events in East Asia during winter and examine the associated ocean-atmosphere patterns. The frequencies of both rapid warming and cooling show significant negative correlations with the NAO and AO. While the negative NAO acts as a slow forcing that shapes the background state over East Asia, the actual abrupt temperature changes are determined by the AO phase transitions. Given that the NAO is known to possess relatively high near-term predictability, it may serve as a valuable indicator for forecasting the frequency of rapid temperature variability over East Asia.

Summer precipitation in East Asia is governed by highly complex atmospheric systems. Understanding the characteristics of each system is essential for improving near future (A2D) climate predictions. This study identifies a significant northward migration of the East Asian summer front in the recent decades. Such migration has intensified heatwaves and increased heavy frontal precipitation. These findings highlight that understanding frontal behavior is crucial for reducing climate-related risks and improving adaptation strategies.

국문 요약

아태지역을 포함한 동아시아는 연·십년(Annual-to-Decadal, A2D) 스케일의 기후 변동성이 크고, 이 스케일의 변동이 수자원·에너지·농업·보건·재난관리 등 거의 모든 사회경제 시스템의 중장기 의사결정에 직접적인 영향을 미친다. 그러나 기존 연구와 예측체계는 주로 수십 년 이상 기후변화 추세나 계절·연 단위 단기 예측에 집중되어 있어, 그 사이 공백 영역인 A2D 스케일에 대한 이해와 서비스는 여전히 부족하다. ENSO, PDO/IPO, NAO와 같은 대규모 해양-대기 모드는 수년에서 십여 년에 걸쳐 천천히 변하며, 특정 위상 조합에 따라 가뭄·폭염·한파·집중호우 등의 이상기후 발생 위험을 체계적으로 높이거나 낮추는 “배경 상태”를 형성한다. 이러한 모드의 기억(memory)과 teleconnection 구조를 규명하고, 예측모델(DCPP 등)의 A2D 성능을 향상시키는 것은, 댐·발전소·관개시설·도시 인프라 투자와 같은 수십 년 수명을 가진 결정에 과학적 근거를 제공하는 데 필수적이다. 따라서 A2D 연구는 기후위기 시대에 요구되는 중장기 기후서비스와 적응·완화 전략 설계의 핵심 기반으로 긴급성과 필요성이 크다.

동아시아 봄 가뭄 연구를 통해 SPI6가 겨울-봄 6개월 누적 수분 상태와 ENSO·PDO·IPO와 같은 연·십년 스케일 모드의 영향을 동시에 포착하는 지표로서 동아시아 봄 가뭄에 가장 적합함을 보였다. ENSO-PDO 위상도와 레짐별 겨울-봄 순환 복합도는 ENSO-/PDO+에서 가장 강한 봄 가뭄이, ENSO+/PDO-에서 가장 습윤한 조건이 나타나는 비대칭·레짐-의존 구조를 제시하였고, 저주파 밴드(2년·5년 평균) 상관· ΔR^2 ·상호작용 회귀 분석은 PDO가 decadal SPI-6 변동의 배경 상태를 형성하면서 ENSO×PDO 상호작용이 특정 레짐에서 가뭄 위험을 비선형적으로 증폭시킨다는 것을 정량화하였다. 이러한 결과를 통합하여, 동아시아 봄 SPI-6 가뭄이 다중 시간 스케일(ENSO-PDO/IPO)과 레짐-의존 teleconnection, 그리고 ENSO-PDO 상호작용에 의해 결정되는 복합 시스템을 정리하고, 이를 A2D 예측·기후서비스 설계의 기준 참조로 활용할 필요성을 제시하였다.

동아시아 봄 가뭄과 관련하여, 5개 DCPM 모델(CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC31-MM, MIROC6, and MPI-ESM1-2-HR)의 과거 예측(hindcast) 자료와 CRU 관측 자료를 사용하여, 6개월 표준강수지수(SPI6)로 정의되는 동아시아 봄철(MAM) 가뭄의 수년에서 수십년 규모 예측성을 평가하였다. 각 모델의 가뭄예측 검증 결과, 모델별 예측 성능의 뚜렷한 차이를 보였다. MIROC6는 결정론적 검증에서 가장 우수한 성능을 보인 반면, CanESM5는 확률론적 검증에서 가장 우수한 성능을 보였다. 이러한 예측성능의 특징은 모델의 서로 다른 오차 특성에서 기인한다. CanESM5는 예측 확률의 신뢰도는 높으나 해상도가 낮았으며, MIROC6는 가뭄발생과 비가뭄발생의 구별 능력은 높으나 신뢰도가 낮게 나타났다. 이 결과는 모든 모델에 동일한 편의 보정 방법을 적용하는 기존의 접근 방식 보다는 개별 모델의 예측 특성을 고려한 맞춤형 보정 방법이 필요하다는 것을 의미한다.

한편, 동아시아 여름철 이상고온 관련한 연구도 진행하였는데, 이상고온과 관련된 기후인자 선정을 위해서 두 가지 내용으로 연구가 수행되었다. 하나는 역학과정 분석을 통해서 역학과정 요소들, 원격상관 분포를 얻게 되며 두 번째는 A2D 규모에서 상관관계 평가, 기후인자와의 관계에 대한 위상/시기별 민감도 분석 및 선정된 기후인자 기반 다중 회귀 모델 구축과 예

측성평가를 통해서 관측에서 얻어진 기후인자 활용성 평가가 수행되었다. 올해는 이 두 가지 연구 수행을 통해서 A2D 규모에서 동아시아 이상 고온예측을 위한 기후지수 활용 기반을 마련하게 되었다.

6개 폭염 지수를 활용해 DCPD 5개 모델의 동아시아 여름철 폭염 특성을 평가한 결과, 여름일수·온난일은 대체로 양의 편향을 보였고 온난일·온난야는 선행 시간이 길어질수록 편향이 확대되었다. 대부분의 지수에서 warming 추세가 관측보다 과대 모의되며, 2000년대 이후 온난일·온난야 증가가 특히 두드러졌다. 예측성은 온난일·온난야가 가장 높았고, 강도 지수에서는 일최저기온연최대가 우수했다. 모델별로 CanESM5는 일최저기온 기반 지수에서 과대한 추세를, MPI-EMS1-2-HR은 대부분 지수에서 가장 높은 정확도를 보였다.

동아시아 겨울철 기온 급상승과 급하강을 정의하고, 관련 전지구 해양-대기 패턴을 분석하였다. 기온 급상승과 급하강 빈도는 NAO, AO와 유의미한 음의 상관성을 보였다. NAO 음의 위상은 약 2주 전부터 동아시아의 배경장을 조성하는 느린 강제력으로 작용하지만, 실제 급격한 기온 변동은 AO의 위상 전환에 의해 결정되며, AO의 위상 전환이 기온 급상승과 급하강을 유발하는 핵심 메커니즘으로 나타났다. 특히 NAO는 근미래 예측성이 높은 것으로 알려져, 동아시아 기온 급변동 빈도 예측에 유용한 지표로 활용될 수 있다.

동아시아 여름철 강수는 매우 복잡한 기상시스템으로 구성되어 있으며, 근미래 전망을 위해서는 각 강수 시스템의 특성을 이해하는 것이 중요하다. 특히, 여름철 총강수량의 절반 이상을 차지하는 동아시아 여름철 전선에 대한 이해는 필수적이다. 본 연구에서는 6시간 간격으로 전선을 탐지하여 최근 전선의 뚜렷한 북진 경향을 규명하였으며, 이러한 변화가 폭염일수 증가와 전선호우 강화에 기여함을 확인하였다. 이 결과는 전선 북상과 그 영향에 대한 이해가 향후 기후재해 위험을 줄이고 효과적인 적응 전략을 수립하는 데 핵심적임을 강조한다.

목차

Executive Summary	ii
국문 요약	iv
목차	vi
표 차례	vii
그림 차례	viii
1. 서론	1
2. 과제구성	4
3. 아태지역 A2D 이상기후 전망을 위한 스토리라인 개발	7
3.1. 봄철 가뭄	7
3.2. 여름철 폭염	36
3.3 겨울철 기온급변동	67
4. 아태지역 A2D 이상기후 전망을 위한 편의보정 방법 개발	98
4.1. 봄철 가뭄 예측성 평가	98
4.2. 여름철 폭염 예측성 평가	117
5. 여름철 전선에 따른 집중 호우 특성	138
5.1. 전선 및 전선강수	138
5.2. 전선 및 전선강수의 미래변화 전망	150
6. 요약 및 결론	159
사사	162
References	163

표 차례

Table 3.1. Definition of Extreme temperature indices	37
Table 3.2. Correlation coefficients of PC1 between TX90p, TN90p, TXx, and TNx.	43
Table 3.3. Correlation coefficients of PC2 between TX90p, TN90p, TXx, and TNx.	43
Table 3.4. Contingency Table	63
Table 4.1 Description of DCP models used in the study.	100
Table 4.2. Selected temperature extreme indices in the analysis.	117
Table 4.3. Configuration details of forecast systems contributing to the DCP-A component of the CMIP6.	118
Table 5.1. Description of CMIP6 HighResMIP models used in this study.	153

그림 차례

- Figure 2.1. Overall task structure for “Technology development for forecasting abnormal climate for several years to decades in the Asia-Pacific region” ----- 6
- Figure 3.1. Normalized Fourier power spectrum of the East Asian MAM SPI-6 time series derived from CRU precipitation. The solid black line shows the variance-normalized power as a function of frequency (cycles per year). The gray dashed line denotes the theoretical red-noise background spectrum estimated from the lag-1 autocorrelation of the SPI-6 series, and the blue horizontal dashed line indicates the corresponding 95% confidence level. No single frequency exceeds the 95% threshold, but relative enhancements are evident near the 2-3-year and quasi-decadal bands. ----- 12
- Figure 3.2. (Left) Local Morlet wavelet power spectrum of the East Asian MAM SPI-6 time series from CRU, plotted as a function of time (x-axis) and period (y-axis, in years). Shading indicates normalized power, the magenta dashed contours enclose regions where power exceeds the 95% confidence level relative to a red-noise background, and the black dashed curve marks the cone of influence where edge effects become important. (Right) Global wavelet spectrum obtained by time-averaging the local power, with the black line indicating power as a function of period and the magenta vertical dashed line showing the 95% confidence level. Red circles and labels mark dominant and statistically significant peaks at approximately 2.5, 11.7, 13.9, and 16.5 years. ----- 13
- Figure 3.3. Time-varying multiple linear regression coefficients between the East Asian MAM SPI-6 index and (top to bottom) previous-winter ENSO [ENSO(D-1)JF(0)], previous-year annual mean PDO [PDO(ANN(-1))], and previous-year annual mean IPO [IPO(ANN(-1))], estimated with an 11-year moving window. Red circles show the regression coefficients for each window, and filled symbols indicate coefficients that are statistically significant at approximately the 95% confidence level. The light-blue shading denotes the corresponding confidence intervals, and the gray dashed line marks zero. The bottom panel shows the standardized IPO index, with red (blue) bars indicating positive (negative) IPO phases, illustrating how shifts in

IPO phase co-evolve with changes in the regression coefficients above. ----- 15

Figure 3.4. Left panels: Morlet wavelet coherence between the East Asian MAM SPI-6 index and (from top to bottom) ENSO(D-1)JF(0), PDO(ANN(-1)), and IPO(ANN(-1)), displayed as a function of time (x-axis) and period (y-axis, in years). Shading indicates coherence magnitude, magenta contours enclose regions exceeding the 95% confidence level relative to a red-noise background, and the thick black dashed curve denotes the cone of influence where edge effects become important. Black arrows show relative phase, with right-pointing arrows indicating in-phase variability. Right panels: band-averaged squared coherence (black line) in the 11-14-year period band for each index pair, with the blue dashed line indicating the corresponding 95% confidence level, highlighting epochs when quasi-decadal coupling between SPI-6 and each climate mode is particularly strong. ----- 16

Figure 3.5. Scatterplot of winter ENSO (DJF; x-axis) versus previous-year annual mean PDO (ANN; y-axis). Each dot represents one year and is labeled by the calendar year, with colors indicating the subsequent MAM SPI-6 anomaly over East Asia (brown: dry, green: wet). The gray dashed lines mark zero ENSO and PDO, dividing the plane into four regimes (ENSO+/PDO+, ENSO+/PDO-, ENSO-/PDO-, ENSO-/PDO+). Blue numbers in the corners denote the mean SPI-6 and sample size for each quadrant (e.g., 0.44(6) indicates a mean SPI-6 of 0.44 based on six years), highlighting that the ENSO-/PDO+ regime is associated with the driest springs, whereas ENSO+/PDO- corresponds to relatively wet conditions. ----- 21

Figure 3.6. Composite maps of atmospheric circulation for four ENSO-PDO regimes (from left to right: ENSO+/PDO+, ENSO+/PDO-, ENSO-/PDO+, ENSO-/PDO-). Top panels show DJF upper-level circulation, including anomalous fields (shading), contour lines, the climatological jet axis (green lines), and stationary Rossby wave activity flux vectors (purple arrows), illustrating how tropical convection and Pacific SST anomalies force distinct wave-train patterns toward East Asia. Bottom panels show the subsequent MAM circulation response, with shading and contours depicting mid-tropospheric anomalies and low-level flow, and arrows indicating moisture-transport or wind anomalies. The cyan diamond marks the East Asian region used to define the MAM SPI-6 index. Together, the composites demonstrate that the ENSO-/PDO+ regime produces the strongest anticyclonic ridge and drying

over East Asia, while ENSO+/PDO− favors a weaker ridge and relatively wet spring conditions. ----- 24

Figure 3.7. Panels show the original annual MAM SPI-6 series over East Asia (gray bars) together with winter ENSO (DJF; dashed red) and previous-year PDO (ANN; dashed blue) at three levels of temporal smoothing: (top) unsmoothed annual data (Y1), (middle) 2-year running means (Y2mean), and (bottom) 5-year running means (Y5mean). The correlation coefficient r between SPI-6 and each index is indicated in the panel titles. As the averaging window increases, the ENSO-SPI-6 relationship weakens slightly, whereas the PDO-SPI-6 relationship strengthens, highlighting the growing importance of PDO at lower frequencies. ----- 26

Figure 3.8. Whisker plots of Pearson correlations and partial correlations (with 95% confidence intervals) between band-mean SPI-6 and ENSO/PDO for the 2-year (Y2mean) and 5-year (Y5mean) running-mean bands. Orange and green symbols show simple correlations $r(\text{SPI-6, ENSO})$ and $r(\text{SPI-6, PDO})$, respectively. Blue symbols denote the partial correlation $pr(\text{SPI-6, ENSO} \mid \text{PDO})$, and purple symbols denote $pr(\text{SPI-6, PDO} \mid \text{ENSO})$. The results indicate that ENSO retains a significant independent influence at the 2-year band, while PDO provides a stronger independent contribution at the 5-year band after controlling for ENSO. ----- 27

Figure 3.9. Explained variance (R^2) and incremental variance (ΔR^2) of band-mean SPI-6 associated with ENSO and PDO for the 2-year (Y2mean) and 5-year (Y5mean) bands, with 95% confidence intervals. Green circles show the total variance explained by a multiple regression including both ENSO and PDO, $R^2(\text{ENSO+PDO})$. Blue squares show ΔR^2 contributed by adding ENSO to a model already containing PDO, while magenta triangles show ΔR^2 from adding PDO to a model already containing ENSO. Combined ENSO+PDO explain roughly one-quarter of the 2-year band variance and more than half of the 5-year band variance, with PDO's incremental contribution increasing at lower frequencies. ----- 28

Figure 3.10. Estimated regression coefficients for the interaction model M4, in which band-mean SPI-6 is regressed onto ENSO, PDO, and their product term ($\text{ENSO} \times \text{PDO}$). Coefficients are shown for 2-year (Y2mean, green triangles) and 5-year (Y5mean, magenta circles) bands with 95% confidence intervals. β_0 denotes the intercept, β_{ENSO} and β_{PDO} the main effects, and β_{INT} the

interaction term. The significantly negative β_{INT} , especially for Y5mean, indicates a nonlinear coupling whereby the impact of ENSO and PDO on SPI-6 depends on their simultaneous phase. ----- 30

Figure 3.11. Whisker plots of the change in cross-validated root-mean-square error, $\Delta RMSE = RMSE(M4) - RMSE(M3)$, for 2-year (Y2mean, green triangles) and 5-year (Y5mean, magenta circles) bands, with 95% confidence intervals. Results are shown for all years (ALL) and for subsets conditioned on PDO phase (PDO+ and PDO-). Negative values indicate that including the ENSO \times PDO interaction term improves predictive accuracy. Overall differences are modest and often not statistically significant, with some tendency for improved RMSE in the PDO+ subset. ----- 31

Figure 3.12. Whisker plots of the change in cross-validated correlation, $\Delta r = r(M4) - r(M3)$, for 2-year (Y2mean, green triangles) and 5-year (Y5mean, magenta circles) bands, with 95% confidence intervals, again for all years (ALL) and PDO-conditioned subsets (PDO+, PDO-). Positive values indicate higher predictive skill when including the ENSO \times PDO interaction. The interaction model tends to yield higher correlations, particularly for the 5-year band and during negative PDO phases, although the improvements are not always statistically significant. ----- 32

Figure 3.13. Spatial distribution of linear trends for the March-April-May extreme temperature indices. ----- 39

Figure 3.14. Spatial distribution of linear trends for the June-July-August extreme temperature indices. ----- 40

Figure 3.15. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August. 41

Figure 3.16. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August. 41

Figure 3.17. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of seasonal count of days when daily minimum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August. 42

Figure 3.18. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of seasonal maximum of daily

maximum temperature in June–July–August. -----	42
Figure 3.19. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of seasonal minimum of daily minimum temperature in June–July–August. -----	43
Figure 3.20. Spatial distribution of correlation coefficients at each grid point between extreme temperature indices over June–July–August. -----	45
Figure 3.21. Spatial distribution of correlation coefficients at each grid point between extreme temperature indices in June–July–August averaged over 10-year running window. -----	46
Figure 3.22. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of daily temperature range (DTR) in March–April–May -----	47
Figure 3.23. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of daily temperature range (DTR) in September–October–November. -----	47
Figure 3.24. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of Cooling Degree Days (CDDs) in June–July–August -----	48
Figure 3.25. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of number of summer days (SU) in June–July–August. The SU is defined as seasonal count of days when daily maximum temperature > 25°C. -----	48
Figure 3.26. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of number of tropical nights (TR) in June–July–August. The TR is defined as seasonal count of days when daily minimum temperature > 25°C. -----	49
Figure 3.27. Spatial distribution of correlation coefficients of (upper) SST, (middle) 500hPa geopotential height, (lower) sea level pressure anomalies with principal coefficient time-series for (left) first and (right) second EOF modes of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June–July–August. -----	50
Figure 3.28. Spatial distribution of correlation coefficients of (upper) 200hPa stream function, (middle) 850hPa stream function, (lower) outgoing longwave radiation anomalies	

with principal coefficient time-series for (left) first and (right) second EOF modes of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August. ----- 52

Figure 3.29. (upper) time series of Western North Pacific SST index and principal coefficients (PCs) for first EOF mode of seasonal count of days when daily maximum temperature is ----- 53

Figure 3.30. Spatial distribution of correlation coefficients between Western North Pacific SST index and principal coefficients (PCs) for first EOF mode of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August in one-, five-, and ten-year time scales. The five- and ten-year running mean is applied to the indices in order to estimate the correlation coefficients in five-, and ten-year time scales. ----- 53

Figure 3.31. Spatial distribution of correlation coefficients between North Atlantic tripole SST index and principal coefficients (PCs) for second EOF mode of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August in one-, five-, and ten-year time scales. The five- and ten-year running mean is applied to the indices in order to estimate the correlation coefficients in five-, and ten-year time scales. ----- 53

Figure 3.32. Heatmap of correlation coefficients between climate variability indices and principal coefficient time-series for (left) first and (right) second EOF modes of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August. ----- 55

Figure 3.33. Change in correlation coefficients of principal coefficients for the first and second EOF modes of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August with Western North Pacific SST index (red line) and North Atlantic tripole SST index (green line), respectively, over the 10-year running windows. The 10-year running averaged (upper panel) AMO and (lower) IPO indices are also shown with orange bars. All indices are normalized for simple comparison. The correlation coefficients that are statistically significant a 90% level are indicated with dots ----- 56

Figure 3.34. Temporal change in amplitude of positive (red line) and negative (blue line) North Atlantic tripole SST indices estimated over 10-year running windows. The

10-year running averaged (upper panel) IPO and (lower) AMO indices are also shown with orange bars. The amplitude is computed as the average of positive or negative values of indices over the running window ----- 57

Figure 3.35. Temporal change in amplitude of positive (red line) and negative (blue line) Western North Pacific SST indices estimated over 10-year running windows. The 10-year running averaged (upper panel) IPO and (lower) AMO indices are also shown with orange bars. The amplitude is computed as the average of positive or negative values of indices over the running window ----- 58

Figure 3.36. The proportion of years in which the extreme temperature index is (left panel) higher and (right) lower than its climatology (total counts averaged over 1961-2016) when the North Atlantic tripole SST index is negative and the Western North Pacific SST index is positive. The extreme temperature index is defined as seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile. ----- 59

Figure 3.37. The proportion of years in which the extreme temperature index is (left panel) higher and (right) lower than its climatology (total counts averaged over 1961-2016) when the North Atlantic tripole SST index is positive and the Western North Pacific SST index is negative. The extreme temperature index is defined as seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile. ----- 60

Figure 3.38. Composite analysis of SST, OLR, and 200hPa and 500hPa geopotential height anomalies based on summers when the North Atlantic tripole SST index is negative and the Western North Pacific SST index is positive ----- 61

Figure 3.39. Composite analysis of SST, OLR, and 200hPa and 500hPa geopotential height anomalies based on summers when the North Atlantic tripole SST index is positive and the Western North Pacific SST index is negative. ----- 62

Figure 3.40. Spatial distribution of anomaly correlation coefficients for seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June–July–August predicted with single and multi linear regression models and from observations. Single linear regression models are built with (left) North Atlantic tripole SST index and (middle) Western North Pacific SST index. Multi-linear regression model is built with both indices. ----- 64

Figure 3.41. Spatial distribution of anomaly correlation coefficients for seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June–July–August predicted with multi-linear regression models and from observations. Multi-linear regression model is built with North Atlantic tripole SST index and Western North Pacific SST index in (left) five- and (right) ten-year time scales. -----	64
Figure 3.42. Spatial distribution of HSS for summer TX90p predicted with a multi-regression model using WNPS and NAT_T indices. -----	65
Figure 3.43. (Top) Spatial distribution of the anomaly correlation coefficient (ACC) for summer mean SST anomalies at 1 1-year lead time. (Bottom) Changes in the ACC of the (first panel) NAT_T index and (third panel) WNPS index at 1- to 10-year lead times. Time-series of (second) NAT_T and (forth) WNPS indices from the model and observations at a 1-year lead time. -----	66
Figure 3.44. Daily mean temperature anomalies from December 2024 to February 2025, averaged over 62 meteorological stations from (Automated Synoptic Observing System(ASOS) data -----	68
Figure 3.45. East Asian domain(100° -140° E, 25° -55° N) considered for the analysis of wintertime dT/dt -----	69
Figure 3.46. Area-averaged wintertime daily (upper) 2m temperature and (lower) dT/dt anomalies over East Asia. Red (blue) lines indicate rapid warming dTdt-I (rapid cooling dTdt-D) events exceeding 90th (10th) percentile threshold -----	70
Figure 3.47. Annual number of wintertime (upper) dTdt-I and (lower) dTdt-D days (bars) over East Asia. The 11-year moving averages are shown as thick solid lines, while the thin solid lines indicate the linear trends -----	71
Figure 3.48. 11-year sliding standard deviations of the dTdt-I (red) and dTdt-D (blue) indices -----	72
Figure 3.49. 11-year sliding correlation coefficients between the dTdt-I and dTdt-D indices (solid line). Closed dots indicate correlations that are statistically significant at the 90% confidence level based on the student t-test -----	73
Figure 3.50. Correlation coefficients between dTdt-I and T2m, SST, precipitation, geopotential height and wind anomalies at 300hPa and 850hPa. The hatches and black vectors denote the 90% confidence level based on the student t-test -----	74

- Figure 3.51. Correlation coefficients between $dTdt-D$ and T2m, SST, precipitation, geopotential height and wind anomalies at 300hPa and 850hPa. The hatches and black vectors denote the 90% confidence level based on the student t-test ----- 76
- Figure 3.52. Correlation coefficients between the $dTdt-I$ (red bars) and $dTdt-D$ (blue bars) indices and the Nino3.4 SST, North Indian Ocean (NIO) SST, North Atlantic tripole (NAT) SST, NAO, and AO indices. Bars are filled when they are statistically 90% significant based on the student t-test ----- 78
- Figure 3.53. Lead-lag composites of daily 2m temperature anomalies from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on $dTdt-I$ events. The dots denote the 90% confidence level based on the student t-test ----- 79
- Figure 3.54. Lead-lag composites of daily dT/dt anomalies from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on $dTdt-I$ events. The dots denote the 90% confidence level based on the student t-test ----- 80
- Figure 3.55. Lead-lag composites of daily 2m temperature anomalies from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on $dTdt-D$ events. The dots denote the 90% confidence level based on the student t-test ----- 81
- Figure 3.56. Lead-lag composites of daily dT/dt anomalies from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on $dTdt-D$ events. The dots denote the 90% confidence level based on the student t-test ----- 82
- Figure 3.57. Lead-lag composites of area-averaged 2m temperature (bars) and dT/dt (lines) over East Asia centered on (upper) $dTdt-I$ and (lower) $dTdt-D$. Bars are shaded when they are statistically 90% significant based on the student t-test ----- 83
- Figure 3.58. Lead-lag composites of geopotential height (shading) and wind (vector) anomalies at 300 hPa from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on $dTdt-I$ events. The black vectors denote the 90% confidence level based on the student t-test 84
- Figure 3.59. Lead-lag composites of geopotential height (shading) and wind (vector) anomalies at 850 hPa from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on $dTdt-I$ events. The black vectors denote the 90% confidence level based on the student t-test 85
- Figure 3.60. Lead-lag composites of geopotential height (shading) and wind (vector) anomalies at 300 hPa from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on $dTdt-D$ events. The black vectors denote the 90% confidence level based on the student t-test ----- 86

- Figure 3.61. Lead-lag composites of geopotential height (shading) and wind (vector) anomalies at 850 hPa from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on dTdt-D events. The black vectors denote the 90% confidence level based on the student t-test ----- 87
- Figure 3.62. Lead-lag composites of NAO (red) and AO (blue) indices centered on (upper) dTdt-I and (lower) dTdt-D. Closed dots are statistically 90% significant based on the student t-test ----- 89
- Figure 3.63. Lead-lag composites of NAO (black line), Siberian High (green line) and 2m temperature (bars) indices centered on (upper) positive NAO and (lower) negative NAO phase. Closed dots and shaded bars are statistically 90% significant based on the student t-test ----- 90
- Figure 3.64. Composites of 850 hPa meridional wind (shading) and 250 hPa streamfunction (black contour) with wave activity flux (purple vector) anomalies on positive NAO phase from day 0 to day 15, at 3-day intervals ----- 91
- Figure 3.65. Composites of 850 hPa meridional wind (shading) and 250 hPa streamfunction (black contour) with wave activity flux (purple vector) anomalies on negative NAO phase from day 0 to day 15, at 3-day intervals ----- 92
- Figure 3.66. Lead-lag composites of NAO (black line), Siberian High (green line) and 2m temperature (bars) indices centered on AO phase transition (upper) from negative to positive and (lower) from positive to negative. Closed dots and shaded bars are statistically 90% significant based on the student t-test ----- 93
- Figure 3.67. 11-year sliding correlation coefficients between the dTdt (dTdt-I and dTdt-D) indices and climate (Nino3.4 SST, North Indian Ocean SST, North Atlantic tripole SST, NAO and AO) indices. Closed dots indicate correlations that are statistically significant at the 90% confidence level based on the student t-test ----- 95
- Figure 3.68. Time series of the (upper) NAO and (lower) AO indices (bars). The 11-year moving averages are shown as thick solid lines, while the thin solid lines indicate the linear trend ----- 96
- Figure 3.69. 1-year to 10-year sliding correlation coefficients between the dTdt (dTdt-I and dTdt-D) indices and NAO index. Closed dots indicate correlations that are statistically significant at the 90% confidence level based on the student t-test 97
- Figure 4.1. The Process for calculating the Standardized Precipitation Index (SPI) (Adapted

form Keune et al., 2025).	99
Figure 4.2. Spatial distribution of the temporal correlation coefficients of SPI6 based on (upper) CRU and ERA5, and (lower) CRU and GPCP datasets..	101
Figure 4.3. Contingency Table and the formula to calculate the Heidke Skill Score(HSS).	102
Figure 4.4. Time series of Drought Area (% , Brown Bars) and Spatial Average SPI6 (Green Line) from 1961 to 2018.	103
Figure 4.5. Spatial distribution of SPI6 for the a) Driest Year (1965) and b) Wettest Year (1990).	104
Figure 4.6. Spatial distribution map showing the classified occurrence of a) Drought in the Driest Year (1965) and b) Wetness in the Wettest Year (1990) over the study region. The map categorizes areas into Drought (Brown) when $SPI6 < -1$ and Wet(Teal) when $SPI6 > 1$, highlighting the spatial extent of significant extreme conditions.	104
Figure 4.7. The linear trend of the 6-month Standardized Precipitation Index (SPI6) from 1961 to 2018 over East Asia. Positive trends indicate a wetting tendency, while negative trends indicate a drying tendency. The dotted areas indicate regions where the trend is statistically significant at the 95% confidence level.	104
Figure 4.8. The Maximum Drought Duration for the periods 1961–2018.	105
Figure 4.9. Spatial distribution of the Mean Precipitation Bias (Model minus Observation, mm) over East Asia for each DCP models at various lead times. The bias is calculated as the difference between the model’s mean precipitation and the corresponding observation for forecast ranges of lead times: 2yr, 2-4yr, 2-6yr, and 2-10yr.	106
Figure 4.10. Spatial distribution of the difference in standard deviation of spring precipitation (Model minus Observation) over East Asia for each DCP models at various lead times.	106
Figure 4.11. Comparison of Probability Density Functions (PDFs) for spring (MAM) precipitation between observations and DCP models at lead time 2 year.	107
Figure 4.12. Spatial distribution of linear trends in spring precipitation (mm/mon/year) over East Asia for 1961–2018.	108
Figure 4.13. Spatial distribution of the Root Mean Square Error (RMSE) for spring (MAM) SPI6 hindcasts across five DCP models with different lead times(2yr, 2-4yr, 2-6yr, and 2-10yr).	109

- Figure 4.14. Spatial distribution of Temporal Correlation Coefficients (TCC) between observed and DCPD ensemble mean SPI6 for the spring season (MAM). The rows correspond to different lead times (2yr, 2-4yr, 2-6yr, and 2-10yr), and the columns represent the five individual DCPD models. The values in the bottom right corner of each panel indicate the spatially averaged TCC over the study domain. Red hues indicate positive temporal correlation, signifying high skill in capturing the phase and timing of variability, while blue hues indicate negative correlation. ----- 110
- Figure 4.15. Heidke Skill Score (HSS) for spring (MAM) SPI6 forecasts across five DCPD models (CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC31-MM, MIROC6, and MPI-ESM1-2-HR) with different lead times (2yr, 2-4yr, 2-6yr, and 2-10yr). The percentage value in the bottom right corner represents the spatial coverage of grid points with positive skill (HSS > 0).----- 111
- Figure 4.16. Percentage of the study area with positive Heidke Skill Score (HSS > 0) for spring (MAM) SPI6 forecasts. ----- 111
- Figure 4.17. Brier Skill Score (BSS) for spring (MAM) SPI6 forecasts across five DCPD models (CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC31-MM, MIROC6, and MPI-ESM1-2-HR) with different lead times (2yr, 2-4yr, 2-6yr, and 2-10yr). The percentage value in the bottom right corner represents the spatial coverage of grid points with positive skill (BSS > 0).----- 112
- Figure 4.18. The Brier Skill Score (BSS) of five DCPD models (CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC31-MM, MIROC6, and MPI-ESM1-2-HR) across different lead times (2yr:green, 2-4yr:orange, 2-6yr:blue, and 2-10yr:pink).----- 113
- Figure 4.19. Spatial distribution of Receiver Operating Characteristic Score (ROCS) over East Asia for each DCPD models (anESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC31-MM, MIROC6, and MPI-ESM1-2-HR) at various lead times. ----- 114
- Figure 4.20 Receiver Operating Characteristic (ROC) curves for spring (MAM) SPI6 probabilistic forecasts across four different lead times. The panels (a-d) represent lead year 2, 2-4, 2-6, and 2-10 averages, respectively. ----- 115
- Figure 4.21. Comparison of probability density histograms for spring (MAM) SPI6 drought forecasts between CanESM5 and MIROC6. The orange bars represent the distribution of forecast probabilities from MIROC6, while the blue bars represent CanESM5. ----- 115

Figure 4.22. Temporal configuration of DCPH hindcast experiment showing start years and corresponding lead years. LY1-5 (LY1-10) means average of LY1 to LY5 (LY1 to LY10). -----	119
Figure 4.23. Mean bias of summer days (TX25) from DCPH hindcast models over East Asia for June–August. Each lead year (e.g., LY1, LY2, etc.) spans 57 years (e.g., 1961–2017 for LY1, 1962–2018 for LY2). Positive (negative) bias indicates that the models simulate more (fewer) TX25 than observed. M1, M2, M3, M4 and M5 denote CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC3.1-MM, IPSL-CM6A-LR and MPI-ESM1.2-HR, respectively. -----	120
Figure 4.24. Same as Figure 4.2 but for warm days (TX90p). -----	120
Figure 4.25. Same as Figure 4.2 but for maximum value of daily maximum temperature (TXx). -----	121
Figure 4.26. Same as Figure 4.2 but for summer nights (TN25). -----	121
Figure 4.27. Same as Figure 4.2 but for warm nights (TN90p). -----	122
Figure 4.28. Same as Figure 4.2 but for maximum value of daily minimum temperature (TNx). -----	122
Figure 4.29. Decadal trend of summer days (TX25) from DCPH hindcast models over East Asia for June–August. Each lead year (e.g., LY1, LY2, etc.) spans 57 years (e.g., 1961–2017 for LY1, 1962–2018 for LY2). M1, M2, M3, M4, M5 and obs denote CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC3.1-MM, IPSL-CM6A-LR, MPI-ESM1.2-HR and ERA5, respectively. -----	123
Figure 4.30. Same as Figure 4.8 but for warm days (TX90p). -----	124
Figure 4.31. Same as Figure 4.8 but for maximum value of daily maximum temperature (TXx). -----	124
Figure 4.32. Same as Figure 4.8 but for summer nights (TN25). -----	125
Figure 4.33. Same as Figure 4.8 but for warm nights (TN90p). -----	126
Figure 4.34. Same as Figure 4.8 but for maximum value of daily minimum temperature (TNx). -----	126
Figure 4.35. Timeseries of summer days (TX25) from ERA5 (black thick line) and DCPH hindcast models (colored dots) over East Asia for June–August. Each lead year (e.g., LY1, LY2, etc.) spans 57 years (e.g., 1961–2017 for LY1, 1962–2018 for LY2). Thin black and colored lines indicate the regression trends of ERA5 and the	

models, respectively.	127
Figure 4.36. Same as Figure 4.14 but for warm days (TX90p).	128
Figure 4.37. Same as Figure 4.14 but for maximum value of daily maximum temperature (TXx).	128
Figure 4.38. Same as Figure 4.14 but for summer nights (TN25).	129
Figure 4.39. Same as Figure 4.14 but for warm nights (TN90p).	130
Figure 4.40. Same as Figure 4.14 but for maximum value of daily minimum temperature (TNx).	130
Figure 4.41. Temporal correlation and root mean squared error of detrended summer days (TX25) between ERA5 and DCPD hindcast models over East Asia for June–August. Each lead year (e.g., LY1, LY2, etc.) spans 57 years (e.g., 1961–2017 for LY1, 1962–2018 for LY2). M1, M2, M3, M4 and M5 denote CanESM5, CMCC–CM2–SR5, HadGEM3–GC3.1–MM, IPSL–CM6A–LR and MPI–ESM1.2–HR, respectively.	131
Figure 4.42. Same as Figure 4.20 but for detrended warm days (TX90p).	132
Figure 4.43. Same as Figure 4.20 but for detrended maximum value of daily maximum temperature (TXx).	133
Figure 4.44. Same as Figure 4.20 but for detrended summer nights (TN25).	133
Figure 4.45. Same as Figure 4.20 but for detrended warm nights (TN90p).	134
Figure 4.46. Same as Figure 4.20 but for detrended maximum value of daily minimum temperature (TNx).	135
Figure 4.47. Temporal correlation and root mean squared error of undetrended (a and c) and detrended (b and d) daily maximum/minimum temperature (black symbols) and their associated heat indices (colored symbols) between ERA5 and DCPD hindcast models over East Asia for June–August. Only LY1 data is analyzed here. M1, M2, M3, M4 and M5 denote CanESM5, CMCC–CM2–SR5, HadGEM3–GC3.1–MM, IPSL–CM6A–LR, MPI–ESM1.2–HR, respectively.	136
Figure 4.48. Mean bias, decadal trend, temporal correlation and root mean squared error of detrended heat indices (TX25, TX90p, TXx, TN25, TN90p and TNx) between ERA5 and DCPD hindcast models over East Asia for June–August. M1, M2, M3, M4 and M5 denote CanESM5, CMCC–CM2–SR5, HadGEM3–GC3.1–MM, IPSL–CM6A–LR and MPI–ESM1.2–HR, respectively. Yellow stars are marked on the models with the lowest absolute bias, highest trend, highest correlation and the lowest error. ---	137

Figure 5.1. Ratio of frontal precipitation to total monthly precipitation from May to September during 1979-2024. The values in the upper-right corner indicate the area-averaged precipitation ratio over South Korea[33N-38N, 124E-131E].----- 141

Figure 5.2. (a) Percentile distribution of precipitation and (b) anomaly of mean temperature over South Korea in July 2024. ----- 142

Figure 5.3. Schematic diagram of front and frontal precipitation. The hatched area indicates the region satisfying Equation [4.1], red dots represent the detected frontal positions, and the shading denotes frontal precipitation. The area corresponding to heavy frontal precipitation is outlined with black contours. ----- 143

Figure 5.4. 1-dimensional probability density functions of the representative latitude of the fronts at 6-hour intervals from May to September during 1979-2024, derived from (solid line) the weather chart front and (dashed line) the fronts detected by the algorithm. ----- 144

Figure 5.5. 2-dimensional probability density functions of the representative latitude of the fronts at 6-hour intervals from May to September during 1979-2024, with (x-axis) weather chart fronts and (y-axis) algorithm-detected fronts. ----- 145

Figure 5.6. Monthly frontal occurrence ratio (shading, %) and representative frontal position (contour) during the P1 (1979-1998) and P2 (2005-2024) periods. ----- 146

Figure 5.7. Evolution of the fronts from May to September during the P1 (1979-1998; black) and P2 (2005-2024; red) periods within 110-140E. The open and closed circles indicate regions that are statistically significant at the 90% and 95% significance levels, respectively. ----- 146

Figure 5.8. The probability density functions (PDF) of latitude of fronts during the P1 (black) and P2 (red) periods. The red shading indicates regions where the PDF values during P2 are higher than those during P1. ----- 147

Figure 5.9. Regression coefficients of frontal precipitation intensity (left; mm/day) and wet bulb globe temperature (right; °C) against the front latitude index during the summertime. Hatch denote values significant at the 95% confidence level. ----- 147

Figure 5.10. Regression coefficients of monthly frontal precipitation intensity (left; mm/day) and wet bulb globe temperature (right; °C) against the front latitude index during May to September. Hatch denote values significant at the 95% confidence level. ----- 148

- Figure 5.11. Regression coefficients of frontal precipitation intensity (left; mm/day) and mean temperature (right; °C) against the front latitude index during the summertime, derived from ASOS observational datasets. Larger circle denote values significant at the 95% confidence level. ----- 149
- Figure 5.12. Regression coefficients of frequency of heavy frontal precipitation (left; No./year) and heatwaves occurrence (right; No./year) against the front latitude index during the summertime. Hatch denote values significant at the 95% confidence level. 150
- Figure 5.13. Regression coefficients of (a) upper-level geopotential height (shading; gpm) and zonal wind (contour; m/s), (b) lower level geopotential height (shading; gpm) and wind (vector; m/s), and (c) 2m air temperature (K) against the front latitude index during the summertime. Hatch denote values significant at the 95% confidence level. ----- 151
- Figure 5.14. Regression coefficients of lower level geopotential height (shading; gpm) and wind (vector) against the front latitude index during (a) P1 (1979-1998) and (b) P2 (2005-2024) periods. Hatch and vector denote values significant at the 95% confidence level. ----- 151
- Figure 5.15. Changes in western North Pacific Subtropical High (WNPSH) and latitude of front (FLAT) during P1 (1979-1998; black) and P2 (2005-2024; red) periods. Starts indicates the point where the probability density distribution reaches its maximum. Dashed lies denotes the maximum density value. ----- 152
- Figure 5.16. 1-dimensional probability density functions of the representative latitude of the fronts at 6-hour intervals from May to September during 1979-2024, derived from (solid line) the weather chart front and (dashed line) the fronts detected by the algorithm and highresSST-present (colored line). ----- 155
- Figure 5.17. Ratio of frontal precipitation to total monthly precipitation from May to September during 1991-2010 based on MME of highresSST-present simulations. The values in the upper-right corner indicate the area-averaged precipitation ratio over South Korea [33N-38N, 124E-131E]. ----- 155
- Figure 5.18. Evolution of the fronts from May to September based on highresSST-present (1991-2010; black) and highresSST-future (2031-2050; red) within 110-140E. The shading indicates the 0.5 sigma range. ----- 157
- Figure 5.19. Spatial distributions of total frontal precipitation (first column), precipitation

change due to intensity (second column), precipitation due to frequency (third column), and precipitation change driven by the covariability of intensity and frequency (fourth column) for May to September. Hatching indicates grid points where the five models do not share the same sign of change. ----- 158

Figure 5.20. Same as Figure 5.19, except for total heavy frontal precipitation. ----- 159

Figure 5.21. Changes in moisture flux convergence (MFC) and western North Pacific Subtropical High (WNPSH) based on with (HIST) and without (XGHG) greenhouse gas simulations. Trends and probability density distribution of MFC and WNPSH indices during the earlier (1958–1982, P1) and later (1991–2015, P2) periods based on HIST and XGHG simulations. (Adapted from Moon et al. (2023), Figure 4) --- 160

1. 서론

기후 변화는 전 지구적 수자원 순환의 변동성을 심화시키고 있으며, 이로 인해 가뭄과 홍수 등 수문 기상 재해의 빈도와 강도가 증가하고 있다(IPCC, 2021; Delgado-Torres et al., 2023). 동아시아 기후는 계절과 연·십년(annual-to-decadal, A2D) 스케일에서 큰 변동성을 보이며, 그 파급효과는 물·에너지·보건·농업 등 사회 시스템 전반에 직결된다. 그럼에도 불구하고 현재까지의 기후 연구와 예측 체계는 주로 “기후변화(수십 년-세기)”와 “단기 예보(일-계절)”에 집중되어 있어, 그 사이의 공백 영역인 A2D 스케일에 대해서는 이해와 서비스가 상대적으로 부족하다. A2D 예측은 수자원 인프라 계획, 전력 설비 투자, 농업·산림의 중장기 적응 전략과 같이 5-10년 이상을 내다보는 의사결정에 직접적으로 활용될 수 있다는 점에서 새로운 수요가 빠르게 증가하고 있다. 따라서, 전지구 및 지역 규모의 해양-대기 모드(예: ENSO, PDO/IPO, NAO 등)가 수년에서 십여 년에 걸쳐 동아시아 기후에 어떻게 기억(memory)을 남기는지 규명하고, 이를 바탕으로 A2D 스케일의 예측가능성을 평가하는 연구가 시급하다.

이 가운데 봄철 가뭄은 특히 A2D 스케일에서 우선적으로 다루어야 할 현상이다. 가뭄은 농업, 산업, 생태계 및 인간 사회 전반에 걸쳐 광범위하고 장기적인 피해를 유발하는 복합 재해이다(Wilhite and Glantz, 1985). 첫째, 가뭄은 강수 부족뿐만 아니라 토양수분·지하수·저수지 등 수문 상태의 누적 부족으로 나타나며, 농업 생산과 식수·공업용수, 생태계 서비스에 장기적인 피해를 남긴다. 특히 우리나라와 동아시아는 인구와 산업이 밀집된 지역이 해안·하천·저지대에 집중되어 있어, 가뭄과 이후의 강수 급증이 복합 재난으로 이어지기 쉽다(Gao et al., 2024).. 둘째, 여름 폭염과 장기 고온 상태는 전력 피크 수요, 열 스트레스, 산불 위험과 직결되며, 해양-대기 배경 상태의 연-10년 변동(예: 서태평양 고기압, 북서태평양 SST)과 강하게 연관되어 있다. 셋째, 겨울철의 급격한 한파·이상 고온은 난방·농축산·보건·교통·에너지 시스템에 큰 부담을 주며, 북극진동(AO), 한대 제트의 위치, 성층권-대류권 상호작용 등 느린 모드와 밀접하게 연결된다. 이들 세 현상은 모두 “한 해의 날씨”를 넘어 수년~십년 동안 지속되거나 재발하는 배경 상태의 영향을 받기 때문에, A2D 관점의 통합 연구 없이는 위험 관리를 제대로 수행하기 어렵다.

따라서 본 연구는 동아시아를 대상으로, CRU 등 장기 관측·재분석 자료와 CMIP6 DCPPI 예측 자료를 활용하여 봄철 SPI-6 가뭄을 중심으로 A2D 스케일의 위험과 예측가능성을 체계적으로 규명하고자 한다. 구체적으로, (1) SPI 지수의 시계열 스케일별 특성과 동아시아 봄 가뭄에 적합한 지표 선정, (2) 스펙트럼·웨이블릿 분석을 통한 지배적 주기 및 비정상성 진단, (3) ENSO·PDO·IPO와의 레짐-의존 teleconnection 및 상호작용 구조 분석, (4) 이 결과를 기반으로 한 A2D 예측 모형 및 기후서비스 설계 가능성 평가를 단계적으로 수행한다. 이러한 연구는 동아시아 수자원·농업·에너지 부문의 중장기 적응 전략 수립을 위한 과학적 근거를 제공할 뿐 아니라, 국제 사회가 요구하는 “계절-연-십년 스케일 예측의 연속성”을 확보하는 데에도 중요한 기여를 할 것이다.

최근 연구들은 태평양 10년 주기 진동(PDO)이나 대서양 다년 주기 진동(AMO)과 같은 10년 주기 기후 변동성이 가뭄의 장기 지속성에 더 큰 영향을 미칠 수 있음을 시사하고 있다(Meehl et al., 2014; Smith et al., 2019). 이러한 배경하에 세계기후연구계획(WCRP)은

CMIP6(Coupled Model Intercomparison Project Phase 6)의 일환으로 관측된 기후 시스템의 초기 조건을 모델에 반영하여 향후 10년의 기후를 예측하는 기후 예측 프로젝트(Decadal Climate Prediction Project, DCPP)를 출범시켰다(Boer et al., 2016). DCPP는 기존 기후 변화 시나리오와 계절예측 사이의 공백을 메울 수 있는 핵심적인 도구로 주목받고 있으며, 이를 활용한 신뢰성 있는 가뭄 전망은 국가 차원의 장기 수자원 계획 및 기후 적응 정책 수립에 필수적인 과학적 근거를 제공할 수 있다. DCPP 모델은 전 지구 평균 기온이나 해수면 온도(SST) 등에서 그 유용성이 입증되었으나(Meehl et al., 2021), 가뭄과 같은 지역적 수문 변수에 대한 예측 성능 평가는 아직 초기 단계에 머물러 있다. 따라서 본 연구에서는 DCPP 모델이 가지는 가뭄 예측의 구조적 오차를 이해하고 예측성능 평가를 수행하여 편의 보정을 통한 미래 가뭄의 정확한 예측을 위한 기초자료로 활용하고자 한다.

한편, 최근 수십 년 동안 동아시아 지역은 지구온난화의 가속화와 함께 이상고온의 빈도와 강도, 지속기간이 증가하는 경향을 보이고 있으며(IPCC, 2021), 수년~수십년 시간규모(이하 A2D, Annual to Decadal)에서의 이상고온 예측정보는 기후변화 대응을 위한 주요 정책 및 산업계에서 의사결정을 위해서 필요한 정보이며, 그 needs가 점차 증가하고 있다(Vera et al. 2010). 동아시아 이상 고온 예측을 향상시키기 위한 조건들 중 하나가 이상 고온에 영향을 미치는 기후 인자들을 분석하는 것이다. 하지만 동아시아는 복잡한 지형 구조와 몬순-해양 시스템이 결합된 지역으로, 다양한 대규모 기후 변동성이 이상고온 발생에 중첩적으로 영향을 미친다는 점에서 분석의 어려움이 존재한다(Sun et al., 2014). 본 연구에서는 동아시아 이상고온의 변동성과 주요 기후 인자들간의 상호 연관성을 정량적으로 파악하고, A2D 규모에서 예측 가능성을 평가하였다.

폭염 관련 정책 및 의사 결정 지원에 A2D 규모의 폭염 지수 예측 자료를 활용하기 위해서는 예측 모델의 특성 및 성능을 체계적으로 우선적으로 검증할 필요가 있다. 본 연구에서는 A2D 규모의 동아시아 여름철 폭염의 발생 빈도와 강도의 예측성 향상을 위해 CMIP6 DCPP 예측 시스템을 활용하여 폭염 지수의 공간적 특성, 장기 추세, 예측 성능을 정량적으로 평가하였다. ETCCDI 및 기상청 기준에 따라 선정한 6종의 폭염 지수를 대상으로 모델 편향과 온난화 민감도, 예측 선행 시간별 성능의 차이를 분석하였으며 향후 모델 자료의 통계정 보정 기법 개발을 위한 방향을 제시하였다.

동아시아 겨울철 기온은 일 단위에서 매우 큰 변동성을 보이며, 급격한 기온 상승과 하강이 반복적으로 발생하여 예측이 점점 더 어려워지고 있다. 이러한 기온 급변동은 농업 생산성 저하, 에너지 수요 급증, 보건 피해 등 사회·경제적 시스템 전반에 중대한 영향을 미칠 뿐 아니라, 한파나 이상고온과 같은 극한 기상현상의 전조 또는 증폭 요인으로도 작용한다. 선행연구들에서는 동아시아 겨울철 기온 변동성이 ENSO, 인도양 SST 같은 열대 강제력 뿐만 아니라 AO, NAO 등 고위도 대기 변동성과도 밀접한 관련성을 가진다고 보고해왔다. 그러나 대부분의 연구는 월·계절 평균을 중심으로 분석이 이루어져, 실제 직접적인 영향을 미치는 일 단위 기온 급변동과 대규모 기후 모드의 상호작용을 체계적으로 규명한 연구는 상대적으로 부족하다. 그러므로 본 연구에서는 동아시아 겨울철 기온 급상승과 급하강의 장기적 변화 특성을 규명하고, 주요 기후 모드와의 관련성을 분석하며, 이들 대규모 기후 모드의 구조 변화가 기온 급변동에 미친 영향을 이해하는 것을 목표로 한다.

동아시아 여름철 강수는 열대저기압, 아열대저기압, 전선, 등의 복잡한 기상시스템으로 구성된다 (Utsumi et al., 2014). 따라서 강수의 A2D 전망을 위해서는 각 강수 시스템에 대한 충분한 이해가 선행되어야한다. 동아시아 여름철 전선은 저위도에서 유입되는 따뜻하고 습한 공기와 중위도의 상대적으로 차고 건조한 공기의 경계에서 형성되며, 기후시스템과 대기 순환의 변화에 민감하게 반응한다 (Catto et al., 2012). 선행연구에서 지구 온난화에 따라 동아시아 여름철 전선에 의해 형성된 강수 (이하, ‘전선강수’)의 강도가 강화되었음을 보인 바 있다 (Moon et al., 2023). 그러나 최근 온난화 시대에 전선의 시간·공간적 특성이 어떻게 변화하고 있으며, 그 결과 지역 기상에 어떤 영향을 주는가에 대한 정량적 분석은 상대적으로 부족한 실정이다. 본 연구는 동아시아 여름철 전선의 특성의 변화를 분석하고 이를 바탕으로 전선이 동아시아 여름 기상에 미치는 영향을 이해하고자 한다. 나아가 전선 특성 변화의 메커니즘을 규명하여 전선에 대한 이해를 넓히고자 한다. 본 연구는 동아시아 여름철 기상시스템에 대한 이해를 확장하고 미래 전망을 위한 기초 자료로 기여하는 것을 목표로 한다.

2. 과제 구성

본 과제는 아태지역 수년~수십년 이상기후 전망을 위한 기술개발 “이라는 최종 목표를 달성하기 위해, Figure 2.1에서 제시된 바와 같이 연도별 단계 목표(‘25~’ 27년)와 세 개의 연구축(스토리라인 개발, 편의보정 기법 개발, 국민관심 기후이슈 대응)으로 체계적으로 구성된다. 각 구성 요소는 상호 보완적으로 연계되어, 최종적으로는 기후변화 하에서 아태지역을 대상으로 한 A2D(Annual-to-decadal) 및 D&A(Detection & Attribution) 기반 이상기후 전망 정보와 이를 활용한 기후서비스를 시범 생산하는 것을 지향한다.

2.1. 연차별 단계 목표

▶ 2025년: A2D 이상기후 모형 재현성 평가 및 관련 기후인자 선정

- ▶ CMIP6 DCPD 등 주요 예측·투영 모형이 동아시아 및 아태지역의 수년~수십년 스케일 이상기후(가뭄, 폭염, 극한 강수, 겨울 한파 등)를 어느 정도 재현하는지 정량적으로 평가한다.
- ▶ ENSO, PDO/IPO, NAO, 서태평양 고기압, 유라시아/북극 기압계 등 A2D 스케일에서 이상기후를 유도하는 핵심 기후인자(predictor)를 선별하고, 레짐(regime) 공간 정의의 기반을 마련한다.
- ▶ 이 단계에서 도출된 결과는 이후 스토리라인 및 편의보정 설계의 “설계도” 역할을 한다.

▶ 2026년: A2D 이상기후 예측 성능 향상 기술 개발

- ▶ 전년도의 모형 평가 결과를 바탕으로, 선정된 기후인자와 레짐 정보를 활용하여 A2D 예측모형의 성능을 향상시키는 기법을 개발한다.
- ▶ 구체적으로는 레짐-의존 회귀·머신러닝, 다중모드 상호작용(ENSO×PDO 등), 저주파 필터링 및 초기조건 보정 기법 등을 결합해, 모형의 이상기후 강도·빈도 재현력을 개선한다.
- ▶ 동시에 CMIP6 DCPD 모형 집단에 공통적으로 적용 가능한 편의보정(bias correction)·재보정(recalibration) 스킴을 구축해, 모형 간 일관성과 신뢰도를 높인다.

▶ 2027년: A2D 이상기후 전망 정보 시범 생산

- ▶ 개발된 예측·편의보정 기술을 활용하여, 아태지역 각 국가·핵심 관심 지역을 대상으로 수년~수십년 스케일 이상기후 전망 정보를 실제로 생산·시범 제공한다.
- ▶ 이 과정에서 기후변화 신호의 검출·귀속(D&A)을 동시에 수행하여, 인간 활동 기인 온난화가 미래 A2D 이상기후 위험을 어떻게 변화시키는지 정량적으로 제시한다.

- ▶ 생산된 전망 정보는 수자원·농업·에너지·재난관리 등 분야별 이해관계자와의 소통을 통해 “스토리라인+지표+불확실성” 형태의 기후서비스 프로토타입으로 패키징된다.

2.2. 아태지역 A2D 이상기후 전망을 위한 스토리라인 개발

첫 번째 연구 축은 “Regime에 따른 이상기후 스토리라인 개발”이다. 이는 A2D 이상기후를 단순 확률값이 아니라, 특정 기후 레짐 하에서 어떤 물리적 경로를 통해 발생하는지를 이야기 구조로 정리하는 작업이다. ENSO±, PDO±, IPO±, NAO± 등으로 정의된 레짐 공간에서, 과거 관측·재분석 자료를 이용하여 가뭄·폭염·극한 강수·겨울 한파의 빈도·강도·패턴 변화를 체계적으로 분석한다. 예를 들어, ENSO−/PDO+ 레짐에서 동아시아 봄 가뭄과 여름 폭염이 어떻게 강화되는지, ENSO+/PDO− 레짐에서 겨울 한파가 어떻게 완화되는지 등 조건부(conditional) 위험을 도출한다. 동일한 레짐 정의를 CMIP6 DCPD 예측실험에 적용하여, 모형이 각 레짐별 teleconnection과 이상기후 패턴을 얼마나 잘 재현하는지 평가한다. 모형별 강점·약점을 진단하여, 레짐별 가중치(weighting) 혹은 모형 선택 기준을 마련하고, 이후 레짐-의존 전망 생산에 반영한다. 위의 분석을 통합하여, “특정 레짐 조합이 주어졌을 때 아태지역 각 서브-리전(한반도, 일본, 중국 남부, 동남아 등)에서 어떤 이상기후 시나리오가 얼마나 자주/어느 정도 강도로 발생하는가”를 스토리라인 형태로 정리한다. 이는 이해관계자가 “현재 ENSO·PDO 상태에서 향후 5-10년간 무엇을 대비해야 하는지”를 직관적으로 이해할 수 있는 서사형 정보 제공의 기반이 된다.

2.3. 아태지역 A2D 이상기후 전망을 위한 편의보정 방법 개발

두 번째 연구 축은 모형 기반 전망의 신뢰도 제고를 목표로 하는 편의보정 개발이다. 강수, 온도, 대기 순환, 해양 상태 등 주요 변수에 대해 모형의 공간 패턴, 분산, teleconnection, 극값 통계의 재현성을 종합 평가한다. 특히 SPI, TXx/TNn(극값 지표), 전선·저기압 빈도 등 영향·재난 관련 지표에 대한 성능을 별도로 진단하여, A2D 이상기후 전망에 적합한 모형·리드타임을 선정한다. 분포 모양 및 극값 특성을 보정하는 분위수 매핑(quantile mapping), 장기 드리프트 제거, 다중모형 앙상블 최적 조합 등 A2D 스케일에 적합한 편의보정 스킴을 개발한다. 레짐별 오차 특성이 다를 수 있음을 고려해, Regime-aware 편의보정(예: ENSO+/PDO−일 때와 ENSO−/PDO+일 때를 구분한 보정)을 시도한다. 보정된 모형 결과를 바탕으로, 아태지역 각 국가·도시·유역 단위에서 가뭄·폭염·극한 강수·한파의 A2D 발생 확률, 강도 분포, 리스크 지표 등을 산출한다. 이 과정에서 앞 절에서 개발한 스토리라인과 결합하여, “정량 예측값 + 물리적 설명”이 결합된 정보를 제공한다.

2.4. 국민관심 기후이슈 대응

세 번째 연구 측은 국민·정책 수요가 높은 특정 기후이슈에 대해 보다 집중적인 분석과 전망을 수행하는 것이다. 이를 위해, “전선 북진 및 전선 동반 집중호우”에 대한 연구를 수행하는데, 먼저 과거 기간 대비 최근 전선 북진 및 전선 동반 집중 호우 특성을 규명하고, 이에 대한 미래 전망을 살펴본다. 이를 통해 미래 기후변화에 따른 전선 특성 변화의 원인을 규명하고자 한다.

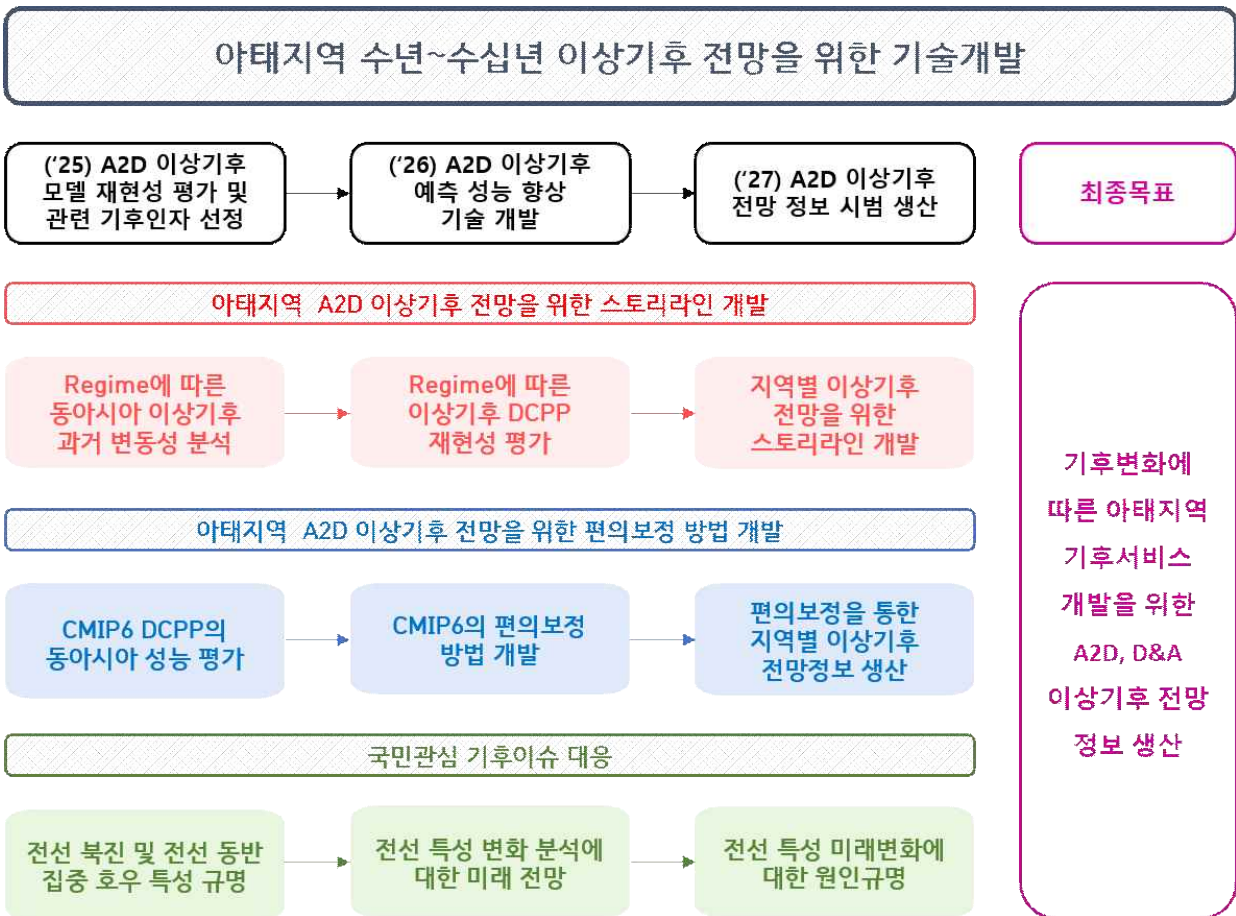


Figure 2.1. Overall task structure for “Technology development for forecasting abnormal climate for several years to decades in the Asia-Pacific region”

Schematic diagram showing the three-year roadmap (2025–2027) and main work packages. The top row summarizes the annual milestones: (1) evaluation of A2D abnormal-climate model performance and selection of key climate drivers (’ 25), (2) development of methods to improve A2D prediction skill (’ 26), and (3) pilot production of A2D abnormal-climate outlook information (’ 27). The middle blocks illustrate two core research streams: development of regime-based storyline frameworks for A2D abnormal-climate outlooks (left, red band) and development of bias-correction methods for CMIP6-DCPD models and generation of region-specific outlook products (center, blue band). The bottom row highlights application to high-impact “public concern” climate issues, such as changes in frontal activity and associated heavy rainfall, ultimately contributing to climate-service products for the Asia-Pacific region under climate change.

3. 아태지역 A2D 이상기후 전망을 위한 스토리라인 개발

3.1. 봄철 가뭄

3.1.1. SPI 지수의 시계열 규모별 특성

본 연구에서는 CRU(Climatic Research Unit) 격자 강수 자료를 이용하여 SPI(Standardized Precipitation Index)를 산정하고, 이를 동아시아 봄 가뭄의 연-10년(A2D; annual-to-decadal) 변동 특성 및 원인 규명에 활용하고자 한다. SPI는 일정 기간 누적 강수량을 확률분포(주로 감마 분포)에 적합시킨 후 표준정규분포 상의 지수로 변환한 지표로, 시계열 규모(time scale)를 어떻게 설정하느냐에 따라 해석 대상이 되는 가뭄의 유형과 수문·기상학적 의미가 달라진다. 따라서 CRU 월 강수 자료를 기반으로 SPI를 산출하기에 앞서, SPI1·SPI3·SPI6·SPI12 등 각 시계열 규모의 특성을 정리하고, 본 연구에서 SPI6를 핵심 지표로 채택한 배경을 명확히 하는 것이 중요하다.

3.1.1.1. SPI1: 월 단위 강수 편차와 단기 기상학적 가뭄

SPI1은 1개월 누적 강수량을 기반으로 산정한 지수로, 특정 월의 강수 부족 혹은 강수 집중이 단기적으로 얼마나 이례적인지를 평가하는 데 적합하다. 예를 들어, 3월의 SPI1이 음의 값으로 크게 나타날 경우, 통상적인 3월 강수량에 비해 현저한 부족이 발생했음을 의미하며, 이는 단기적인 기상학적 가뭄, 혹은 작황의 초기 생육 단계에 영향을 주는 “한 달짜리 강수 충격”에 해당한다. 그러나 토양 수분, 하천 유량, 저수지 수위와 같이 보다 느리게 적분되는 수문 상태를 설명하기에는 기간이 지나치게 짧아, 계절 규모의 가뭄 지속성이나 월동 기간을 포함한 누적 수분 결핍을 포착하기에는 한계가 있다.

3.1.1.2. SPI3: 계절(3개월) 규모의 농업·수문학적 가뭄

SPI3는 3개월 누적 강수량을 반영하며, 기후학적으로 “계절 평균 강수”에 해당하는 규모의 이상을 평가한다. 예를 들어, 3-5월(MAM)에 대해 산정한 SPI3는 봄철 계절 평균 강수의 과부족을 나타내며, 농업 생산(파종-출수 초기)과 직결되는 토양 수분 상태, 계절별 저수지 저수율 변화 등을 설명하는 데 자주 사용된다. SPI3는 단기적 충격(SPI1)과 보다 장기적인 수문 반응(SPI6, SPI12)의 중간적 성격을 가지며, 계절 예측 연구에서 가장 널리 활용되는 규모 중 하나이다. 다만 겨울에서 봄, 혹은 가을에서 겨울로 이어지는 “두 계절 이상”의 누적 수분 결핍을 설명하기에는 여전히 다소 짧은 면이 있다.

3.1.1.3. SPI6: 겨울-봄 누적 수분 상태를 반영하는 중기 규모 가뭄 지표

SPI6는 6개월 누적 강수량을 기반으로 한 지수로, 한 계절을 넘어서는 반기(약 6개월) 규

모의 누적 수문 상태를 반영한다. 예를 들어, 5월 기준 SPI6는 전년도 12월부터 해당 연도 5월 까지(12-5월)의 누적 강수량을 나타내며, 겨울/초봄 동안의 강수 부족이 봄철 토양 수분, 하천 유량, 저수지 수위에 미치는 “메모리 효과”를 반영한다. 동아시아의 경우, 겨울철-초봄까지의 강수 및 적설 조건이 봄 가뭄과 이듬해 여름 수자원 여건에 중요한 초기조건 역할을 하기 때문에, SPI6는 농업·수자원·수문학적 가뭄과의 관련성이 크다는 장점이 있다. 또한 SPI6 규모에서는 ENSO, PDO, IPO 등 연-10년 규모의 해양-대기 변동이 강수에 남긴 누적 신호를 효과적으로 추출할 수 있어, A2D 예측 연구에 적합한 시계열 규모로 평가된다.

3.1.1.4. SPI12: 연간 및 수년 규모의 수문·지하수 가뭄

SPI12는 12개월 누적 강수량을 반영하며, 연 평균 강수의 이상과 유사한 정보를 제공한다. 이는 지하수, 대형 저수지, 대하천 유량과 같은 매우 느린 수문 시스템의 반응을 설명하는 데 유용하다. 따라서 기후변화 추세에 따른 장기적 건조화, 혹은 수년 이상 지속되는 심각한 수문 가뭄을 논의할 때 SPI12(혹은 SPI24 등 더 긴 규모)가 자주 사용된다. 그러나 특정 “봄철” 가뭄에 초점을 둘 경우, SPI12는 지나치게 긴 기간을 적분함으로써 직전 겨울-봄의 정보가 희석될 수 있으며, 예측 가능한 해양-대기 신호와의 연관성을 계절별로 분리해서 분석하기가 어려워진다.

3.1.1.5. 동아시아 봄 A2D 가뭄 연구에서 SPI6 선택 배경

본 연구에서는 위와 같은 시계열 규모별 특성을 고려하여, 동아시아 봄 가뭄의 A2D 변동성과 원인 규명을 위한 핵심 지표로 SPI6를 선택하였다. 그 배경은 다음과 같이 정리할 수 있다. 동아시아의 봄 가뭄은 단지 봄철 강수 부족뿐 아니라, 직전 겨울과 이른 봄 동안의 누적 강수 부족과 강하게 연관된다. SPI6(MAM 기준)는 전년도 겨울에서 해당 연도 봄까지의 강수량을 통합함으로써, 봄철 토양 수분과 저수지 저수율, 하천 유량 등 수문 상태를 보다 현실적으로 반영한다. ENSO, PDO, IPO와 같은 주요 해양-대기 모드는 계절-연간 규모에서 강수에 영향을 미치며, 이들의 누적 효과가 반년 정도의 강수 적분을 통해 더욱 뚜렷하게 드러난다. SPI6는 이러한 저주파 변동 신호를 효과적으로 증폭해 주어, CRU 강수 자료 기반의 SPI6와 해양-대기 지수 간의 상관·회귀 관계를 통해 A2D 예측가능성을 평가하기에 적합하다. 농업 및 수자원 관리 측면에서, 6개월 규모의 누적 강수 부족은 파종-생육 초기 단계의 토양 수분, 봄철 관개 수요, 도시·산업용 수도 공급에 직접적인 영향을 미친다. 특히 동아시아에서는 우기(장마) 이전까지의 수분 상태가 여름철 수자원 및 열파 위험도에까지 연쇄적으로 영향을 줄 수 있으므로, SPI6는 “영향 기반(impact-based)” 진단에 있어 현실적인 시간 규모라 할 수 있다. SPI12와 같은 더 긴 규모는 장기적 건조화나 수년 규모의 가뭄을 파악하는 데는 유리하지만, 특정 해의 봄 가뭄과 그와 연관된 겨울-봄 대기 순환 패턴을 분석하기에는 신호가 과도하게 평활화되는 문제가 있다. SPI6는 계절-연간 변동을 포착하면서도 개별 봄의 특성을 유지할 수 있는 절충적 규모이다. CRU 월 강수 자료는 20세기 초반 이후 장기간에 걸친 동질적인 관측 기반 재구성 자료로, 수십 년 이상의 연-10년 변동을 분석하기에 적합하다. 월 단위 CRU 강수

를 기반으로 SPI6를 산정하면, 6개월 누적 규모의 장기 SPI6 시계열을 확보할 수 있어, A2D 스케일의 선형·비선형 회귀, 상관 분석, 그리고 기후 모드(ENSO, PDO, IPO 등)와의 결합 분석을 체계적으로 수행할 수 있다.

요약하면, SPI1·SPI3·SPI6·SPI12는 각각 단기 기상학적 가뭄에서 장기 수문·지하수 가뭄에 이르는 서로 다른 시간 규모의 가뭄 특성을 반영한다. 본 연구에서는 동아시아 봄철 가뭄이 겨울-봄 누적 강수 부족과 연-10년 규모의 해양-대기 변동에 의해 조절된다는 점, 그리고 농업·수자원 관리에서 반년 규모의 누적 수분 상태가 갖는 실질적 중요성을 고려하여, CRU 강수 자료를 이용한 SPI6를 A2D 봄 가뭄 진단의 기본 지표로 채택하였다.

3.1.2. 봄철 SPI6 시계열의 주기 구조

본 절에서는 CRU 강수 자료로부터 산정한 동아시아 MAM SPI-6 시계열에 대해, (1) 푸리에 스펙트럼 분석과 (2) 웨이블릿 스펙트럼 분석을 수행한 결과를 제시하고, 이를 통해 A2D(annual-to-decadal) 스케일에서의 지배적 주기 구조와 비정상성(non-stationarity)을 진단한다. Figure 3.1은 정규화된 푸리에 파워 스펙트럼과 95% 유의성 기준을, Figure 3.2는 시간-주기 평면상의 국지(local) 웨이블릿 파워 및 전역(global) 웨이블릿 스펙트럼을 각각 나타낸다.

앞 절에서 설명한 방법에 따라, CRU 월 강수량으로부터 6개월 누적 SPI를 계산한 후, 3-5월 평균(MAM) SPI-6를 추출하여 1980-2015년 기간의 연별 시계열을 구성하였다. 이 시계열은 겨울-봄(전년도 12월~당해 5월)의 누적 수분 상태를 반영하며, 동아시아 봄 가뭄의 연-10년 변동 특성을 분석하는 데 적합한 지표이다. 스펙트럼 분석 전에 시계열의 평균을 제거하고, 장기 추세가 스펙트럼에 과도하게 영향을 주지 않도록 선형 추세를 제거한 후, 분산으로 정규화하였다(variance-normalized). 이와 같이 준비된 시계열을 대상으로 푸리에 및 웨이블릿 분석을 수행하였다. Figure 3.1은 MAM SPI-6 시계열에 대한 정규화된 푸리에 파워 스펙트럼을 보여준다. 연별 SPI-6 시계열에 이산 푸리에 변환(FFT)을 적용하여 복소 푸리에 계수를 계산하고, 각 주파수 성분에 대한 파워(제곱 진폭)를 구하였다. 주파수 축은 0~0.5 cycles/year 범위이며, 이는 2년(0.5 cycles/year)부터 이론적으로 무한대에 가까운 장주기(0에 수렴하는 주파수)까지를 포함한다. 파워 스펙트럼은 전체 분산으로 나누어 “Normalized Power”로 표시하였다. 동시에, SPI-6 시계열의 lag-1 자기상관 계수(AR(1) 계수)를 이용하여 적색잡음(레드 노이즈) 모형을 가정하고, 이에 해당하는 배경 스펙트럼을 계산하였다. 그림에서 회색 점선은 이 레드 노이즈 배경을, 파란색 점선은 이 배경에 기반한 95% 유의성 수준을 나타낸다. Torrence & Compo(1998) 등에서 제안된 방법에 따라, 각 주파수에서의 파워가 레드 노이즈 배경에 비해 통계적으로 유의하게 큰지 여부를 카이제곱 분포를 이용하여 검정하였다. 그림 3.2(a)의 파란색 수평선은 95% 신뢰수준에서의 임계값을 의미하며, 검정 결과 이 선을 상회하는 주파수 성분은 “선형 레드 노이즈 모형에 비해 유의하게 큰 변동성”으로 해석할 수 있다.

Figure 3.1의 검은 실선은 SPI-6 파워 스펙트럼을, 회색 점선은 레드 노이즈 배경을 나타낸다. 주요 특징은 다음과 같이 정리할 수 있다. 주파수 0.05~0.10 cycles/year 부근(대략 10~20년 주기에 해당)에서 파워가 주변 주파수에 비해 약간 증가하는 경향이 관찰된다. 이는 SPI-6

시계열에 연-10년 스케일의 느린 변동성이 존재함을 시사하지만, 파워의 크기가 95% 유의성 기준(파란 점선)을 명확히 초과하지는 못한다. 0.35-0.45 cycles/year(약 2-3년 주기)에 해당하는 구간에서 파워가 국지적으로 크게 증가하는 봉우리가 존재한다. 이는 ENSO와 같은 2-3년 스케일의 변동이 SPI-6에 일정 부분 투영되어 있음을 의미한다. 다만 이 역시 현재 적용한 보수적인 레드 노이즈 기준 하에서는 95%를 명확히 넘어서지 않는다. 사용된 표본 길이(약 36년)와 레드 노이즈 모형의 특성 때문에, 95% 유의성 기준이 상대적으로 높게 설정되어 있으며, 그 결과 어떤 개별 주파수도 해당 기준을 넘지 못한다. 이는 곧 “특정 단일 주기 성분이 전체 분산을 압도할 정도로 지배적이지 않다”는 의미이지, 주기성 자체가 존재하지 않는다는 뜻은 아니다. 즉, SPI-6에는 여러 주기 성분이 혼재되어 있으나, 제한된 표본 길이와 엄격한 통계 기준으로 인해 푸리에 스펙트럼 분석 단독으로는 통계적으로 유의한 단일 피크를 식별하기 어렵다는 점을 보여준다. 요약하면, 푸리에 스펙트럼은 2-3년 및 10년 이상 규모에서 파워가 상대적으로 강화되는 경향을 시사하지만, 표본 제약과 레드 노이즈 기준으로 인해 95% 유의수준을 만족하는 뚜렷한 단일 주기가 검출되지는 않는다. 이는 보다 시간에 따라 변하는 주기성을 진단할 수 있는 웨이블릿 분석의 필요성을 뒷받침한다.

Figure 3.2는 동일한 SPI-6 시계열을 대상으로 Morlet 모함수(mother wavelet)를 사용하여 계산한 웨이블릿 파워 스펙트럼을 보여준다. 분석 절차는 다음과 같다. SPI-6 시계열에 대해 연속 웨이블릿 변환(CWT)을 수행하였다. Morlet 웨이블릿은 정현파(sinusoid)에 가우시안 창을 곱한 형태로, 주기 정보와 시간 정보를 동시에 제공한다. 스케일-주기 변환식을 이용하여 스케일 축을 “기간(년)” 축으로 변환하였다. 왼쪽 패널(“Local Wavelet Spectrum”)은 시간(1980-2015년)을 가로축으로, 주기(2-18년)를 세로축으로 하는 2차원 평면에서, 각 시점-주기별 파워를 음영(컬러)으로 나타낸 것이다. 진한 파란색일수록 SPI-6 변동성이 강하게 집중되어 있다는 것을 의미한다. 푸리에 분석과 마찬가지로, SPI-6의 lag-1 자기상관을 사용하여 레드 노이즈 배경 스펙트럼을 가정하고, 각 시점-주기별 파워가 배경에 비해 통계적으로 유의한지 카이제곱 검정을 통해 판정하였다. 그림에서 자홍색(보라색) 점선으로 표시된 폐곡선이 95% 유의한 영역을 나타낸다. 검은 점선은 cone of influence(COI)로, 웨이블릿 분석에서 가장자리 효과(edge effect)로 인해 신뢰도가 저하되는 영역을 표시한다. COI 바깥 영역은 시계열 길이의 제약 때문에 파워가 과소 혹은 과대 추정될 수 있으므로 해석에 주의를 요한다. 오른쪽 패널(“Global Wavelet Spectrum”)은 국지 웨이블릿 파워를 시간 방향으로 적분(평균)하여 얻은 것으로, 사실상 “시간 가중 평균된 주기별 파워”를 의미한다. 이는 푸리에 스펙트럼과 유사한 정보를 제공하지만, 웨이블릿의 스무딩 효과와 자유도(d.o.f.)를 고려한 유의성 검정을 적용할 수 있다. 그림에서 검은 실선이 전역 웨이블릿 파워, 자홍색 수직 점선이 95% 유의성 기준을 나타내며, 빨간 동그라미와 숫자는 유의수준을 초과한 지배적 주기(2.5년, 11.7년, 13.9년, 16.5년)를 표시한 것이다.

Figure 3.2에서 좌측 패널 하단(약 2.5년 주기 부근)에서 1980년대 후반 및 2000년대 초반에 국지적으로 강한 파워가 나타난다. 일부 구간에서는 95% 유의성 곡선(자홍색 점선) 안에 포함되어 있으며, 이는 이 시기 동안 2-3년 스케일의 SPI-6 변동이 레드 노이즈를 넘어서는 뚜렷한 주기성을 보였음을 의미한다. ENSO와 같은 열대 해양-대기 변동이 동아시아 봄 가뭄에 투영되었을 가능성을 시사한다. 약 6-8년 주기 영역에서는 파워가 전 기간에 걸쳐 비교적 약하게 분포하며, 명확한 유의성 패턴은 나타나지 않는다. 이는 이 스케일의 변동성이 레드 노이즈 수

준과 크게 다르지 않음을 의미하며, SPI-6에서 “정형화된 7-8년 주기” 같은 구조가 뚜렷하지 않음을 보여준다. 11-17년 주기 영역에서 1980년대 중반~2000년대 초반 사이에 걸쳐 상당히 넓은 고파워 영역이 나타나며, 자홍색 95% 유의성 곡선이 이를 감싸고 있다. 특히 13-14년 및 16년 이상 주기 부근에서 파워가 강하게 나타나는데, 이는 SPI-6가 연-10년 스케일의 느린 변동성을 갖고 있음을 분명히 보여준다. 이러한 장주기 변동은 PDO, IPO와 같은 북태평양/전지구 해양-대기 모드와의 연관성을 통해 해석될 수 있다. Figure 3.2의 오른쪽 패널에서 전역 웨이블릿 스펙트럼(검은 실선)과 95% 유의성 기준(자홍색 점선)을 비교하면, 다음과 같은 주기가 통계적으로 유의하다. 단주기(2-3년) 영역에서 파워가 유의수준을 초과하며, 빨간 동그라미와 “2.5 yr” 라벨로 표시되어 있다. 이는 SPI-6에 ENSO와 비슷한 2-3년 스케일의 변동이 뚜렷이 존재함을 의미한다. 다만 국지 파워에서 보았듯이, 이 주기는 특정 시기에만 강하게 나타나는 비정상적 특성을 가진다. 11-17년 주기 영역에서 세 개의 봉우리가 95% 유의수준을 명확히 상회하며, 각각 11.7년, 13.9년, 16.5년 주기로 표시되어 있다. 이는 SPI-6 변동의 상당 부분이 10년 이상 규모의 느린 주기대에 집중되어 있음을 의미하며, “quasi-decadal” 혹은 “inter-decadal” 변동 구조로 해석할 수 있다. 이들 주기는 PDO 및 IPO의 주기성과도 대체로 유사한 범위에 위치하므로, 동아시아 봄 가뭄이 북태평양/전지구 해양-대기 연-10년 변동과 동조(coupling)되어 있을 가능성을 강하게 시사한다. 흥미롭게도, 웨이블릿 전역 스펙트럼에서는 2.5년과 11-17년 주기대의 피크가 95% 유의수준을 초과하는 반면, 푸리에 스펙트럼에서는 동일 주기대의 피크가 95% 기준에 미치지 못한다. 이는 두 방법의 특성 차이에 기인한다. 푸리에 스펙트럼은 전체 기간을 한 번에 분석하므로, 특정 주기가 일정 시기에만 강하게 나타나고 다른 시기에는 약할 경우, 평균적인 파워가 희석되어 유의성 기준을 넘기기 어렵다. 반면 웨이블릿 분석은 시간에 따라 변하는 파워를 포착하고, 국지적으로 강한 구간이 존재할 경우 전역 스펙트럼에서도 상대적으로 크게 반영된다. 따라서 시간-가변적인 주기를 가진 A2D 변동을 진단하는 데 웨이블릿 분석이 더 민감한 도구로 작용한다. 요약하면, MAM SPI-6 시계열에서 2-3년과 11-17년 주기대의 변동이 푸리에 스펙트럼에서도 미약하게 감지되지만, 웨이블릿 분석을 통해서야 비로소 통계적으로 유의한 수준의 지배적 주기로 확인된다.

위의 스펙트럼 분석 결과는 동아시아 MAM SPI-6 가뭄 변동이 두 가지 주요 시간 스케일에서 특징적인 구조를 가짐을 보여준다. 2.5년 내외의 유의한 주기는 전형적인 ENSO 주기와 유사하며, 이는 겨울/봄 ENSO 상태가 그 해 봄 가뭄에 영향을 미치는 “연간-단기 A2D” 신호로 해석할 수 있다. ENSO는 동아시아 겨울/봄 제트 위치, 대기 파동 경로, 수분 수송 등에 영향을 주므로, 이 주기대의 신호는 SPI-6 가뭄 변동의 중요한 기후 강제력으로 보인다. 11.7, 13.9, 16.5년 주기는 북태평양/전지구 해양-대기 저주파 변동(PDO, IPO 등)의 특성적인 주기 범위와 대체로 일치한다. 이는 동아시아 봄 가뭄이 단지 ENSO와 같은 단주기 변동뿐 아니라, 더 느린 연-10년 스케일의 배경 상태(예: 지속적인 PDO+/-, IPO+/- 위상)에 의해 조절되고 있음을 강하게 시사한다. 특히 이러한 장주기대는 A2D 예측(5-10년 선행)의 잠재적 예측가능성과 직결된다. 웨이블릿 국지 파워에서 보듯이, 2-3년 및 11-17년 주기는 특정 시기에만 강하게 나타나며, 다른 시기에는 상대적으로 약하다. 이는 SPI-6 가뭄 변동의 주기 구조가 시간에 따라 변화하는 비정상적인 특성을 가진다는 것을 의미한다. 예를 들어, 특정 기간에는 ENSO-연관 2-3년 변동이 강하게 가뭄에 투영되다가, 다른 기간에는 연-10년 배경 상태(PDO/IPO)가 더 중요한 역할을 할 수 있다. 이러한 비정상성은 “정상성 가정에 기반한 단순한 상관분석” 만으로는

A2D 예측가능성을 충분히 설명하기 어렵다는 점을 보여주며, IPO 위상에 따른 조건부 (conditional) 분석, 상호작용 회귀(interaction regression) 등 보다 정교한 방법론의 필요성을 뒷받침한다. 본 절의 스펙트럼 분석 결과는 이후 장에서 수행할 ENSO/PDO/IPO-SPI-6 상관·회귀 분석, IPO 위상별 조건부 회귀, 상호작용 모형(β_3) 분석의 기초를 제공한다. 특히, 2-3년 스케일은 ENSO 기반 1-2년 선행 예측의 타당성을, 11-17년 스케일은 PDO/IPO 기반 5-10년 선행 예측의 물리적 근거를 제시한다. 또한 시간에 따라 활성화되는 주기대가 달라진다는 사실은, “정태적” 예측 모형보다는 “레짐(위상)-의존적” 예측 모형(예: ENSO×IPO 상호작용, IPO 상태별 회귀)이 필요함을 암시한다.

Normalized SPI-6 Power Spectrum

MAM, CRU

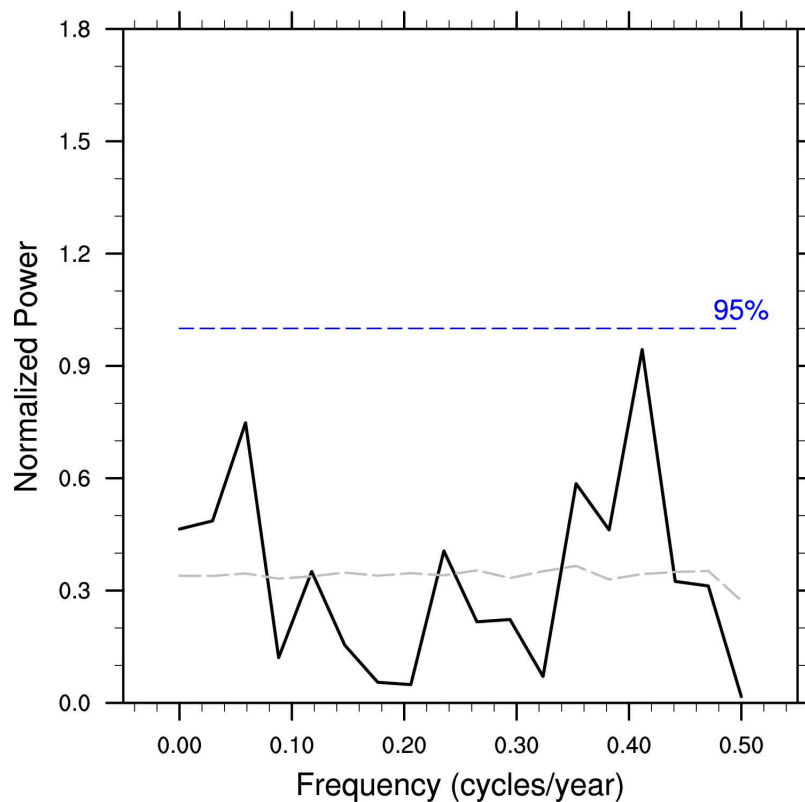


Figure 3.1. Normalized Fourier power spectrum of the East Asian MAM SPI-6 time series derived from CRU precipitation. The solid black line shows the variance-normalized power as a function of frequency (cycles per year). The gray dashed line denotes the theoretical red-noise background spectrum estimated from the lag-1 autocorrelation of the SPI-6 series, and the blue horizontal dashed line indicates the corresponding 95% confidence level. No single frequency exceeds the 95% threshold, but relative enhancements are evident near the 2-3-year and quasi-decadal bands.

Wavelet Power Spectrum (MAM SPI-6), CRU

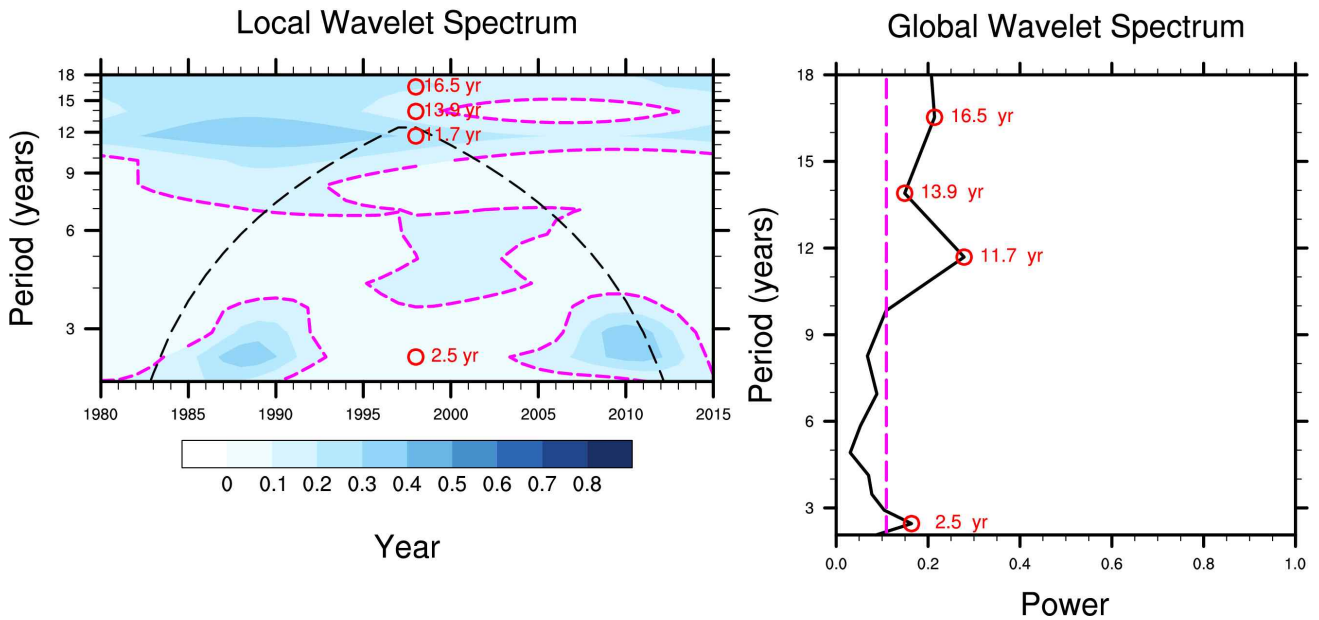


Figure 3.2. (Left) Local Morlet wavelet power spectrum of the East Asian MAM SPI-6 time series from CRU, plotted as a function of time (x-axis) and period (y-axis, in years). Shading indicates normalized power, the magenta dashed contours enclose regions where power exceeds the 95% confidence level relative to a red-noise background, and the black dashed curve marks the cone of influence where edge effects become important. (Right) Global wavelet spectrum obtained by time-averaging the local power, with the black line indicating power as a function of period and the magenta vertical dashed line showing the 95% confidence level. Red circles and labels mark dominant and statistically significant peaks at approximately 2.5, 11.7, 13.9, and 16.5 years.

3.1.3. 기후지수와 봄 SPI6의 시간변동성 관계

앞절 3.1.2에서는 CRU 기반 MAM SPI-6 시계열에 대해 단변량 스펙트럼 분석을 수행하여 2-3년 및 11-17년 주기대의 유의한 변동성이 존재함을 확인하였다. 본 절에서는 이러한 주기 구조가 실제로 어떤 기후 강제력(ENSO, PDO, IPO)과 연결되는지를 평가하기 위해, 두 가지 상호보완적인 방법인 11년 창 러닝 회귀(running regression)와 웨이블릿 코히어런스(wavelet coherence) 분석을 적용한 결과를 제시한다. 첫 번째 그림(Figure 3.3)은 MAM SPI-6(동아시아 평균)를 종속변수로 하고, (1) 직전 겨울 ENSO 지수[$ENSO(D-1)JF(0)$], (2) 전년도 연평균 PDO[$PDO(ANN(-1))$], (3) 전년도 연평균 IPO[$IPO(ANN(-1))$]를 설명변수로 사용하는 11년 창 다중 선형회귀에서 각 인덱스의 회귀계수(부분계수)가 시간에 따라 어떻게 변하는지를 보여준다. 두 번째 그림(Fig. 3.5)은 동일한 세 지수와 SPI-6 사이의 주기별·시기별 결합 변동성을 파악하기 위해 Morlet 웨이블릿 코히어런스를 계산한 결과이다. 웨이블릿 코히어런스는 두 시계열 사이

의 “주파수 의존 상관관계”에 해당하는 척도로, Grinsted et al. (2004)에서 제시된 방법론을 따른다. Figure 3.3의 상단 세 패널은 각각 ENSO, PDO, IPO에 대한 회귀계수의 시간 변화를 나타낸다. 구체적인 절차는 다음과 같다. 11년짜리 이동창(예: 1980-1990, 1981-1991, ...)을 정의하고, 각 창마다 MAM SPI-6를 종속변수로, ENSO(D-1)JF(0), PDO(ANN(-1)), IPO(ANN(-1))를 동시에 포함한 다중선형회귀를 수행하였다. 각 창에서 얻어진 부분회귀계수 β_{ENSO} , β_{PDO} , β_{IPO} 를 창의 중앙연도에 대응시켜 시계열로 표현하였다. 그림에서 빨간 원은 각 창의 회귀계수를, 하늘색 음영은 약 95% 수준의 신뢰구간(표준오차 기반)을 나타낸다. 채워진 빨간 원은 0과 통계적으로 유의하게 다른(대략 $p < 0.05$) 구간을 의미한다. 회색 점선($\beta = 0$)은 teleconnection이 존재하지 않을 때의 기준이다. 맨 아래 패널은 표준화된 IPO 지수의 시계열을 막대로 나타낸 것으로, 적색(양)*은 IPO+, 청색(음)*은 IPO- 위상을 의미한다.

ENSO 패널(첫 번째 그래프)을 보면, 1980년대와 1990년대 초반에는 β_{ENSO} 가 약 0.2-0.3 수준의 비교적 작은 양의 값을 갖고, 신뢰구간이 0을 포함하는 구간도 적지 않다. 이는 초기 기간에는 전 지구 ENSO 변동이 동아시아 봄 SPI-6에 미치는 영향이 약하고 불확실했음을 시사한다. 그러나 1990년대 중반 이후, 특히 1997/98 El Niño 이후에는 β_{ENSO} 가 점차 증가하여 0.4-0.6 수준의 양의 값을 유지하고, 대부분의 창에서 채워진 점(유의)을 보인다. 이는 최근 수십 년 동안 겨울 ENSO 상태와 이듬해 봄 SPI-6 사이의 선형 관계가 강화되고 더 안정적으로 유지되고 있음을 의미한다. 회귀계수가 양이라는 것은 엘니뇨(양의 ENSO)가 SPI-6를 증가시키고(음의 ENSO=라니냐는 감소), 계수가 음이라면 그 반대의 관계를 뜻한다. 본 분석에서는 계수의 절대값과 유의성을 중심으로 “연결 강도”의 변화를 해석한다. 두 번째 패널(PDO)은 1980년대에 β_{PDO} 가 음의 값(약 -0.5 부근)으로 나타나며, 이는 당시 양의 PDO가 SPI-6를 감소 방향으로, 혹은 음의 PDO가 증가 방향으로 작용했음을 의미한다. 이후 1990년대 중반~2000년대 초반으로 갈수록 계수는 점차 0에 가까워지며 부호가 약한 양(+)으로 전환된다. 신뢰구간이 넓고 채워진 점이 거의 없다는 점에서, PDO의 직접적인 영향은 시간에 따라 변화하지만 전체적으로는 비교적 약하고 통계적으로 불안정함을 알 수 있다. 이는 PDO가 ENSO 및 IPO와 강하게 연관된 “파생 모드”라는 최근 논의와도 부합한다 (Newman et al. 2016). 세 번째 패널(IPO)을 보면, 1980년대와 1990년대 초반에는 β_{IPO} 가 0 근처의 작은 값에 머물며, SPI-6와의 직접적인 선형 관계가 거의 없음을 보여준다. 그러나 1990년대 후반 이후에는 계수가 점차 양의 방향으로 커지며, 2000년대 초중반에는 채워진 점이 나타나 95% 수준에서 유의한 양의 관계가 형성된다. 이는 저주파 배경 모드인 IPO가 최근 수십 년 동안 봄 SPI-6에 점차 더 중요한 역할을 하게 되었음을 시사한다. 하단의 IPO 위상 막대그래프와 비교하면, IPO+ 위상(적색)이 우세한 시기와 IPO- 위상(청색)이 우세한 시기가 번갈아 나타나는데, β_{IPO} 가 커지는 구간은 IPO가 장기간 특정 부호를 유지하는 시기와 상당 부분 겹친다. 특히 1990년대 후반의 IPO- 및 2000년대 초반의 IPO+ 구간에서 회귀계수의 절대값이 커지는 경향은, “IPO 위상에 따라 ENSO-SPI-6 teleconnection의 효율이 달라진다”는 후속 상호작용 회귀 분석의 전제를 뒷받침한다(Henley et al., 2015).

Run. Reg. with MAM SPI-6 (11-yr window)

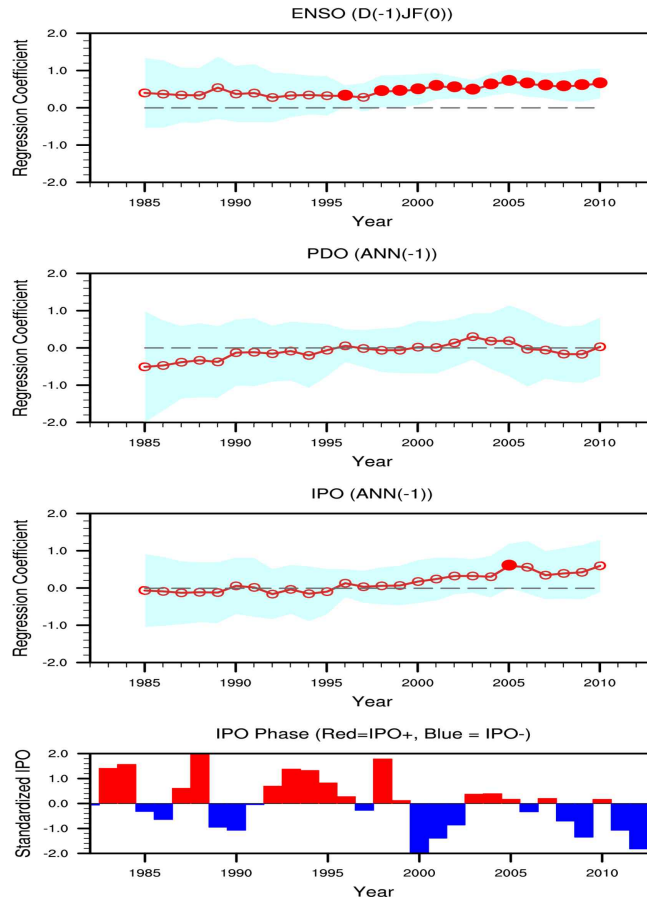


Figure 3.3. Time-varying multiple linear regression coefficients between the East Asian MAM SPI-6 index and (top to bottom) previous-winter ENSO [ENSO(D-1)JF(0)], previous-year annual mean PDO [PDO(ANN(-1))], and previous-year annual mean IPO [IPO(ANN(-1))], estimated with an 11-year moving window. Red circles show the regression coefficients for each window, and filled symbols indicate coefficients that are statistically significant at approximately the 95% confidence level. The light-blue shading denotes the corresponding confidence intervals, and the gray dashed line marks zero. The bottom panel shows the standardized IPO index, with red (blue) bars indicating positive (negative) IPO phases, illustrating how shifts in IPO phase co-evolve with changes in the regression coefficients above.

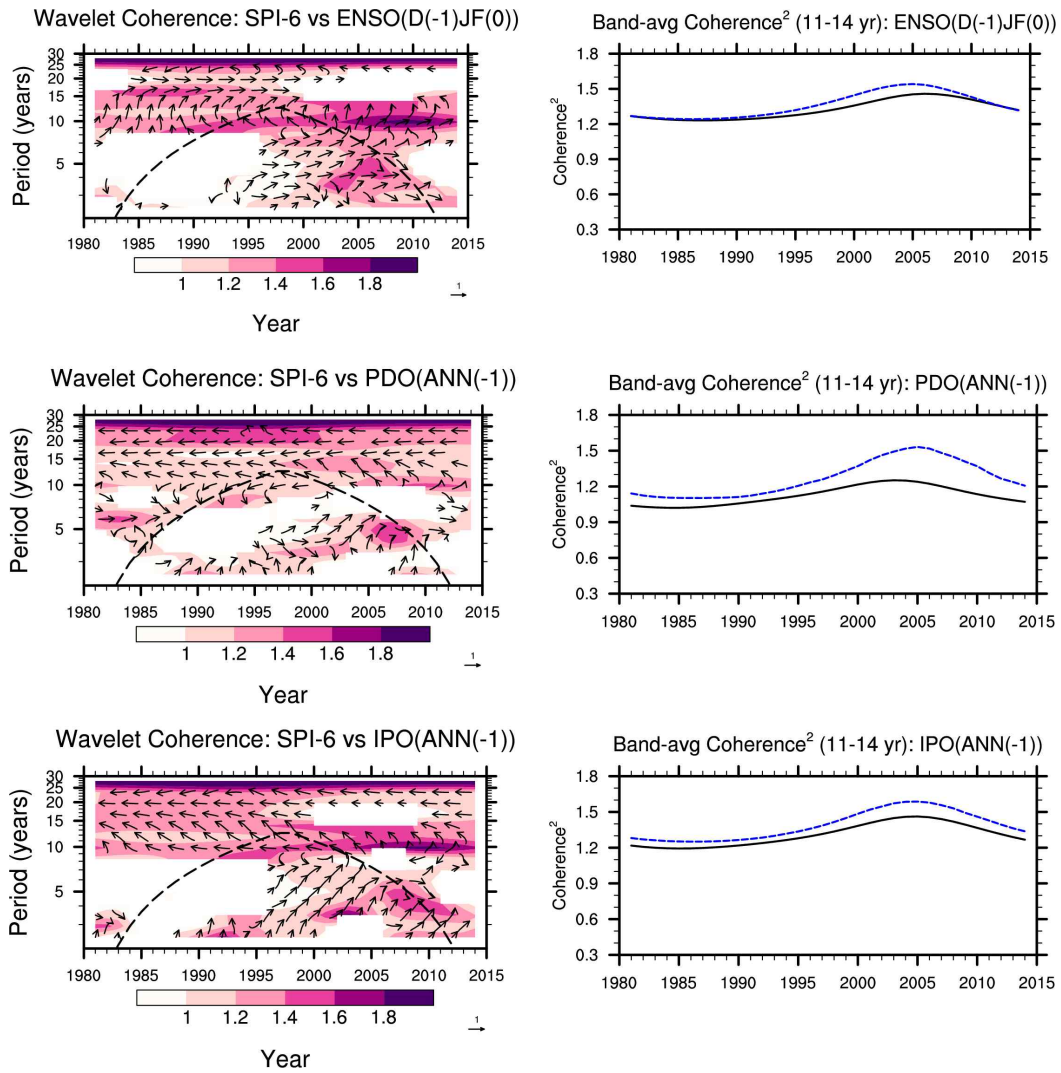


Figure 3.4. Left panels: Morlet wavelet coherence between the East Asian MAM SPI-6 index and (from top to bottom) ENSO(D-1)JF(0), PDO(ANN(-1)), and IPO(ANN(-1)), displayed as a function of time (x-axis) and period (y-axis, in years). Shading indicates coherence magnitude, magenta contours enclose regions exceeding the 95% confidence level relative to a red-noise background, and the thick black dashed curve denotes the cone of influence where edge effects become important. Black arrows show relative phase, with right-pointing arrows indicating in-phase variability. Right panels: band-averaged squared coherence (black line) in the 11-14-year period band for each index pair, with the blue dashed line indicating the corresponding 95% confidence level, highlighting epochs when quasi-decadal coupling between SPI-6 and each climate mode is particularly strong.

Figure 3.4의 좌측 세 패널은 각각 SPI-6-ENSO, SPI-6-PDO, SPI-6-IPO 쌍에 대해 Morlet 웨이블릿 코히어런스(WTC)를 계산한 결과이다. WTC는 두 시계열 간의 상관계수를 주기별·시기별로 일반화한 척도로, 값이 1에 가까울수록 그 시점·주기대에서 두 시계열이 매우 유사한 위상·진폭 변동을 공유하고 있음을 뜻한다(Grinsted et al., 2004). 가로축은 시간(1980-2015년), 세로축은 주기(2-32년)를 나타낸다. 음영(핑크/보라색)은 코히어런스의 크기를, 자홍색 윤곽선은 레드 노이즈 배경 대비 95% 유의한 영역을 의미한다. 검은 화살표는 위상관계를 나타내며, 오른쪽(→)이면 두 시계열이 동위상, 왼쪽(←)이면 반위상을 의미한다. 오른쪽-아래(↘)는 상부 시계열이 하부 시계열을 몇 년 선행하는 관계 등을 시사한다. 검은 점선 곡선은 COI(cone of influence)로, 그 밖의 영역은 가장자리 효과로 인해 신뢰도가 낮으므로 해석에서 제외한다. 우측 세 패널은 3.1.2에서 확인한 11-14년 주기대의 코히어런스²를 시간에 따라 평균한 “밴드 평균 코히어런스²”이다. 검은 실선은 실제 코히어런스², 파란 점선은 95% 유의성 기준을 의미한다. 상단 패널(SPI-6 vs ENSO)을 보면, 2-7년 주기 영역에서 전 기간에 걸쳐 비교적 강한 코히어런스가 발견되며, 특히 1980년대 후반과 2000년대 초반에는 95% 유의 영역 안에 포함된다. 이는 ENSO가 전형적으로 가지는 2-7년 스케일의 변동성이 SPI-6에 일관되게 투영되고 있음을 의미하며, Figure 3.3에서 확인한 ENSO 회귀계수의 양의 경향과 정합적이다. 장주기 영역(약 10년 이상)에서도 일부 시기에 유의한 코히어런스가 나타난다. 우측의 11-14년 밴드 평균 그래프를 보면, 1990년대 후반~2000년대 초반에 코히어런스²가 뚜렷이 증가하여 95% 기준을 근소하게 상회한다. 이는 이 시기에 ENSO와 SPI-6 사이의 quasi-decadal 동조가 강화되었음을 의미하며, 러닝 회귀에서 ENSO 계수가 증가한 시기와의 대체로 일치한다. 중간 패널(SPI-6 vs PDO)은 8-20년 주기 영역에서 비교적 넓게 분포하는 고코히어런스 영역을 보여준다. 특히 1985-2005년 사이에는 11-14년 주기대에서 95% 유의한 영역이 연속적으로 나타나며, 화살표는 주로 오른쪽 혹은 오른쪽-아래 방향을 가리켜 PDO 변동이 SPI-6를 여러 해 선행하는 경향을 시사한다. 이는 북태평양 해수면온도 패턴(Pacific Decadal Oscillation)이 동아시아 봄 가뭄의 배경 상태를 수년 이상 선행하여 조절할 수 있음을 의미한다(Newman et al., 2016). 우측의 11-14년 밴드 평균 코히어런스²도 1990년대 중반부터 증가하여 2000년대 초중반에 최대값을 갖고, 이 시기에 95% 기준을 확실히 넘어선다. 이는 PDO와 SPI-6 사이의 연-10년 스케일 결합이 후기(특히 1990-2005년)에 더욱 뚜렷해졌음을 의미하며, 러닝 회귀에서 β_{PDO} 가 0 근처이지만 점차 양의 방향으로 이동하는 양상과 함께 해석할 수 있다. PDO 자체가 ENSO와 IPO의 혼합 신호라는 점을 고려하면, 이 결과는 “ENSO + IPO가 결합된 배경 모드”가 SPI-6를 저주파에서 지속적으로 강제하고 있음을 암시한다. 하단 패널(SPI-6 vs IPO)은 10-20년 주기 영역에서 특히 강한 코히어런스가 존재하며, 1985-2010년 거의 전 기간에 걸쳐 95% 유의 영역이 나타난다. 이는 IPO가 SPI-6와 가장 안정적이고 장주기적인 결합 관계를 가지는 모드임을 보여준다. 화살표 방향은 주로 오른쪽 혹은 오른쪽-아래로, IPO가 SPI-6보다 선행하는 경향이 있음을 시사한다. 우측의 11-14년 밴드 평균 그래프를 보면, 코히어런스²는 1980년대 중반 이후 지속적으로 높아지며, 1990년대 후반~2000년대 초반에 특히 강하게(95% 기준을 크게 상회) 나타난다. 이는 IPO와 SPI-6 사이의 quasi-decadal 동조가 가장 강한 시기를 의미하며, Figure 3.3에서 β_{IPO} 가 양의 방향으로 유의하게 증가하는 구간과도 거의 일치한다. 즉, IPO가 특정 위상(장기간의 양 또는 음)으로 유지되는 동안, 동아시아 봄 가뭄의 장주기 변동도 그에 맞추어 동조하는 것으로 해석할 수 있다.

러닝 회귀와 웨이블릿 코히어런스 결과를 종합하면, 동아시아 MAM SPI-6는 다음과 같은 시간가변적인 teleconnection 구조를 가진다고 요약할 수 있다. ENSO는 2-7년 주기 영역에서 SPI-6와 일관된 코히어런스를 보이며, 1990년대 후반 이후에는 회귀계수와 11-14년 코히어런스²가 모두 증가한다. 이는 최근 수십 년 동안 겨울 ENSO가 봄 가뭄에 미치는 영향이 강화되었음을 의미하며, 1-2년 선행 A2D 예측에서 ENSO를 핵심 예측 인자로 활용할 수 있음을 뒷받침한다. PDO는 러닝 회귀에서 통계적으로 뚜렷한 단일 부호의 계수를 보이지는 않지만, 웨이블릿 코히어런스에서는 11-14년대에 장기간에 걸친 유의한 동조가 나타난다. 이는 PDO가 ENSO와 IPO 신호가 혼합된 “복합 모드”로서 SPI-6에 간접적이지만 지속적인 저주파 강제력을 제공하고 있음을 시사한다. 따라서 A2D 예측 모형에서는 PDO 자체보다는 ENSO와 IPO를 명시적으로 구분한 예측 구조가 더 물리적으로 투명할 수 있다. IPO는 러닝 회귀에서 후기(1990년대 후반 이후)에 이르러서야 SPI-6와의 유의한 선형 관계가 나타나지만, 웨이블릿 코히어런스에서는 전 기간에 걸쳐 10년 이상 주기대에서 매우 높은 결합성을 보인다. 이는 IPO가 ENSO teleconnection의 “배경 상태”를 조절하는 장주기 모듈레이터로 기능하며, 동아시아 봄 가뭄의 연-10년 스케일 변동성을 결정하는 핵심 요인임을 의미한다. 이러한 결과는 IPO가 강수·가뭄 등 수문 조건의 decadal 변동에 큰 영향을 미친다는 선행 연구와도 일치한다(Henley et al., 2015).

주기 구조(2-3년, 11-17년)와 teleconnection의 시간가변성을 고려할 때, 정태적인 단일 회귀 모형보다는 ENSO와 IPO를 함께 고려하는 상호작용 모형(ENSO×IPO), 혹은 IPO 위상별 조건부 회귀/컴포지트 분석이 A2D 예측 가능성을 보다 정확히 포착할 수 있다. 웨이블릿 코히어런스는 주기별·시기별 teleconnection의 변화를 한눈에 보여 주므로, 향후 DCPM 예측모형 평가에서도 예측된 SPI-6와 관측 ENSO/PDO/IPO 간의 coherence 유지 여부를 검증하는 도구로 활용할 수 있다. 특히 IPO와의 11-14년대 강한 coherence는 5-10년 선행 가뭄 위험 전망에서 IPO 초기 조건의 중요성을 강조한다.

3.1.4. ENSO-PDO 레짐(phase)별 봄 SPI6 가뭄 특성과 겨울-봄 대기 순환 구조

앞 절들에서는 (1) MAM SPI-6 자체의 주기 구조(푸리에·웨이블릿 스펙트럼)와 (2) ENSO·PDO·IPO와의 시간가변적인 선형 관계(러닝 회귀, 웨이블릿 코히어런스)를 살펴보았다. 그 결과, 동아시아 봄 SPI-6 가뭄 변동성은 2-3년 ENSO 스케일과 10년 이상 준-십년(11-17년) 스케일이 모두 중요하며, 특히 PDO·IPO 등 저주파 모드가 ENSO teleconnection을 조절한다는 증거를 확인하였다. 본 절 3.1.4에서는 이 논의를 한 걸음 더 나아가, ENSO와 PDO를 동시에 고려한 2차원 “레짐 공간(regime space)” 위에서 봄 SPI-6 가뭄 특성을 살펴보고, 각 레짐에서 겨울-봄 대기 순환 구조가 어떻게 달라지는지를 분석한다. 이를 위해 Fig. 3.5에서는 ENSO-PDO 위상도(phase diagram) 상에 각 연도를 배치하고 점 색으로 동아시아 MAM SPI-6를 표시하여, 어떤 위상 조합에서 가뭄·습윤이 자주 발생하는지를 통계적으로 요약하였다. Fig. 3.6에서는 네 가지 대표 레짐(ENSO+/PDO+, ENSO+/PDO-, ENSO-/PDO+, ENSO-/PDO-)에 대해 겨울(DJF)과 봄(MAM)의 대기 순환(상층 파동 구조, 제트 위치, 저층 고기압 및 수증기 수송)을

복합(composite) 분석하여 “왜 그 레짐에서 가뭄/습윤이 유독 자주 나타나는지” 를 기계론적으로 해석한다. 이러한 접근은 McKee et al.(1993)의 SPI 개념과 Mantua et al.(1997)의 PDO 정의를 바탕으로, ENSO-PDO 결합 상태가 동아시아 기후에 미치는 비선형·조건부 영향을 정량화하려는 최근 연구 흐름과 직접적으로 연결된다.

먼저 Figure 3.5의 ENSO-PDO 위상도를 살펴보면, 가로축은 겨울(12-2월) ENSO 지수[예: Niño-3.4 SST 표준화], 세로축은 전년도 연평균 PDO 지수(EOF 기반 북태평양 SST 모드)를 나타낸다. 각 점은 하나의 연도를 의미하며, 점 옆의 숫자는 연도를, 점의 색은 다음 해 MAM SPI-6 값을 나타낸다(브라운 계열: 음의 SPI-6, 즉 건조; 청록-녹색 계열: 양의 SPI-6, 즉 습윤). 원점(0,0)을 기준으로 네 개의 사분면이 형성되는데, 각각은 ENSO+/PDO+, ENSO+/PDO-, ENSO-/PDO-, ENSO-/PDO+ 레짐에 해당한다. 각 모서리에 적힌 파란 숫자는 해당 사분면에 속한 연도들의 MAM SPI-6 평균값과 표본 수를 요약한다(예: 0.44(6)은 평균 SPI-6=0.44, 표본 수 6년). 이를 통해 레짐별로 “평균적으로 얼마나 건조/습윤했는지” 를 한눈에 파악할 수 있다. 도표를 자세히 보면 다음과 같은 특징이 드러난다.

첫째, ENSO+/PDO-(우하단) 레짐에서 평균 SPI-6가 약 +0.4 이상으로 가장 높으며, 대부분의 연도가 청록-녹색 계열로 표시되어 비교적 습윤한 봄을 보였다. 이는 “엘니뇨 + 냉(-) PDO” 조합일 때 동아시아 봄 가뭄 위험이 상대적으로 낮아짐을 의미한다. 둘째, ENSO-/PDO+(좌상단) 레짐의 평균 SPI-6는 약 -0.3 정도로 가장 낮으며, 브라운 계열 점이 다수 분포한다. 이는 “라니냐 + 온(+ PDO)” 조합일 때 동아시아 봄 가뭄이 특히 자주·강하게 발생했음을 시사한다. 최근 ENSO·PDO 상호작용 연구에서도, 양의 PDO 위상에서 라니냐의 동아시아 겨울 몬순 및 강수에 대한 영향이 비대칭적으로 강화된다는 결과가 보고된 바 있다 (Wang et al. 2008). 셋째, ENSO-/PDO-(좌하단) 레짐에서는 평균 SPI-6가 약 -0.2 정도로 여전히 음수이지만, ENSO-/PDO+에 비해서는 약한 건조 경향을 보이며, 브라운과 청록 점이 혼재해 가뭄과 습윤의 변동성이 크다. 이는 냉 PDO 위상이 라니냐에 의해 유도되는 건조 teleconnection을 어느 정도 상쇄하거나, 적어도 그 공간 구조를 변형시켜 동아시아 봄 수문 상태를 보다 변동성 큰 상태로 만든다는 것을 암시한다. 넷째, ENSO+/PDO+(우상단) 레짐에서는 평균 SPI-6가 약 +0.15 정도로 약한 습윤 편향을 보인다. 다만 점 색이 브라운과 청록이 섞여 있어, 엘니뇨가 항상 “봄의 풍수” 를 보장하는 것은 아님을 보여준다. 이는 양의 PDO 위상에서 엘니뇨 teleconnection이 동아시아로 전달되는 방식이 라니냐/양의 PDO 조합과는 다르게 작동한다는 최근 연구와 일치한다 (Hau et al. 2023). 정리하면, Figure 3.5는 ENSO와 PDO를 독립적인 선형 인자로 취급하는 대신, 어떤 조합의 위상에서 봄 가뭄 위험이 특히 높거나 낮은지” 를 레짐 공간에서 시각화한 것이다. 특히 ENSO-/PDO+ 레짐이 동아시아 봄 가뭄의 “고위험 구역 (high-risk corner)” 임이 통계적으로 분명히 드러나며, 이는 이후 섹션에서 다루게 될 ENSO×PDO 상호작용 회귀(β_3) 분석의 물리적 배경을 제공한다.

다음으로 Figure 3.6은 네 가지 레짐 각각에 대해, (위 행) 겨울(DJF) 동안의 상층 대기 순환과 제트·파동 구조, (아래 행) 이듬해 봄(MAM)의 중위도 고기압 및 강수·모이스처 수송 구조를 보여주는 복합도이다. 상단 DJF 패널의 색 채움은 열대-서태평양 부근의 $\chi 200$ (또는 스트림펄선) 혹은 지위고도 편차를, 검은 실선/점선은 상층(예: 200 hPa) 지위고도 또는 스트림펄선 편차의 등치선을 나타낸다. 녹색 굵은 선은 아시아-북태평양 상공의 제트 축(예: 30-40° N 부

근의 200 hPa westerly jet)을, 보라색 화살표는 Takaya & Nakamura(2001) 형식의 파동 활동량 플럭스(WAF)를 나타내어, 열대 발산/수렴에 의해 발생한 정체형 Rossby 파동이 어떻게 동아시아까지 전파되는지를 보여준다. 하단 MAM 패널의 색 채움은 500 hPa 지위고도(Z500) 또는 지표 온도 편차를, 등치선과 화살표는 각각 강수 및 저층(예: 850 hPa) 수평 바람·수증기 플럭스를 나타낸다. 중앙의 청록색 마름모 표시는 본 연구에서 SPI-6를 계산한 동아시아 평균 영역(예: 30-45° N, 120-140° E)을 나타내며, 이 지역에서의 고기압(양의 Z500) 및 하강류·수분 발산이 SPI-6 가뭄과 직결된다.

이제 각 레짐별로 겨울-봄 순환 구조를 정성적으로 살펴보며, Figure 3.5에서 발견한 통계적 패턴과 어떻게 연결되는지 논의한다. 우선 ENSO+/PDO+ 레짐에서는 열대 태평양 중·동부의 SSTA가 양으로, 북태평양 Kuroshio-Alaska 부근 SST도 함께 양(+) 편차를 보인다. 이러한 배경 상태는 기존 문헌에서 “엘니뇨 + 온 PDO” 복합 상태로, 북태평양 PNA형 Rossby 파동열이 강화되고 알류산 저기압이 깊어지는 경향을 가진다. DJF 패널에서 보면, 적도 중앙-동태평양 상공에서 강한 상층 발산(χ 200 음의 편차)과 상층 파동원이 나타나고, WAF 화살표가 북동쪽으로 뻗어 북태평양을 경유해 북미-동아시아로 이어지는 파동열을 형성한다. 이때 아시아-북태평양 제트는 다소 남쪽으로 이동하며, 동아시아 상공에는 약한 저기압성 또는 평년 수준의 순환 구조가 형성되어 한반도-일본 인근의 상층 고기압은 그리 강하지 않다. MAM 패널에서는 동아시아 상공이 약한 양의 Z500 편차(완만한 고기압)와 평년 또는 소폭 증가한 강수를 보이며, 저층 수증기 수송도 남서-북동 방향으로 비교적 원활하다. 그 결과, ENSO+/PDO+ 레짐에서의 MAM SPI-6는 Figure 3.5에서 보았듯이 통계적으로 약한 양(습윤) 편향을 보이지만, 극단적인 가뭄 또는 습윤이 아닌 “중간 정도의 위험” 레짐으로 해석된다.

반면 ENSO+/PDO- 레짐은 엘니뇨가 발생하더라도 북태평양이 냉 SST를 유지하는 상태이다. 이는 Newman et al.(2016)이 강조한 바와 같이 PDO-에서 ENSO 신호가 북태평양으로 전달되는 방식이 달라지며, PNA형 기압골-능 패턴의 위도와 강도가 변형되는 상황과 대응된다. DJF 패널에서는 중앙태평양의 대류는 여전히 강하지만, 북태평양 상공에는 보다 남쪽에 위치한 저기압과 동아시아 서쪽에서 동아시아로 향하는 파동열이 형성되어, 일본 동쪽보다는 보다 남쪽-서쪽(예: 필리핀-동중국해-일본 남쪽) 경로를 따라 Rossby 파동이 전달된다. 제트 축 역시 다소 남하하여 한반도 상공에서 아열대 제트와 중위도 제트가 합류하는 “양 제트 구조”가 완화된 상태이다. 봄(MAM)에는 이러한 겨울 파동 구조의 “기억”이 남아 동아시아 상공에 약한 저기압성 편차와 상대적으로 많은 강수가 나타난다. Figure 3.5에서 ENSO+/PDO- 레짐이 가장 높은 양의 SPI-6 평균(약 +0.44)을 가지는 이유는, 이 레짐이 열대 엘니뇨의 영향을 받으면서도 북태평양 배경이 냉 상태라 동아시아에 강한 고기압 능선을 형성하지 않기 때문으로 해석된다. 다시 말해, ENSO+/PDO-는 엘니뇨에 의해 동아시아가 다소 온난·습윤해지면서 봄 가뭄 위험이 크게 낮아지는 “저위험 레짐”이다. 이에 비해 ENSO-/PDO+ 레짐은 Figure 3.5에서 가장 건조한 SPI-6 평균을 보인 조합이며, 실제로 많은 연도가 브라운 계열로 표시되어 있다. DJF 패널에서 보면, 라니냐로 인해 서태평양-마리타임 컨티넨트 부근의 대류가 강화되고, 동태평양은 냉각된다. 여기에 온 PDO 위상으로 인한 북태평양 서쪽의 따뜻한 SST가 결합되면서, 서태평양-북태평양-동아시아를 잇는 강한 Rossby 파동열이 형성된다. Wang et al. (2008)과 Ge et al.(2024)은 이와 유사한 상황에서 동아시아 겨울 몬순과 상층 제트가 강화되며, 동아시아 상공에 뚜렷한 고기압 능선과 한랭·건조한 조건이 나타난다고 보고한 바 있다.

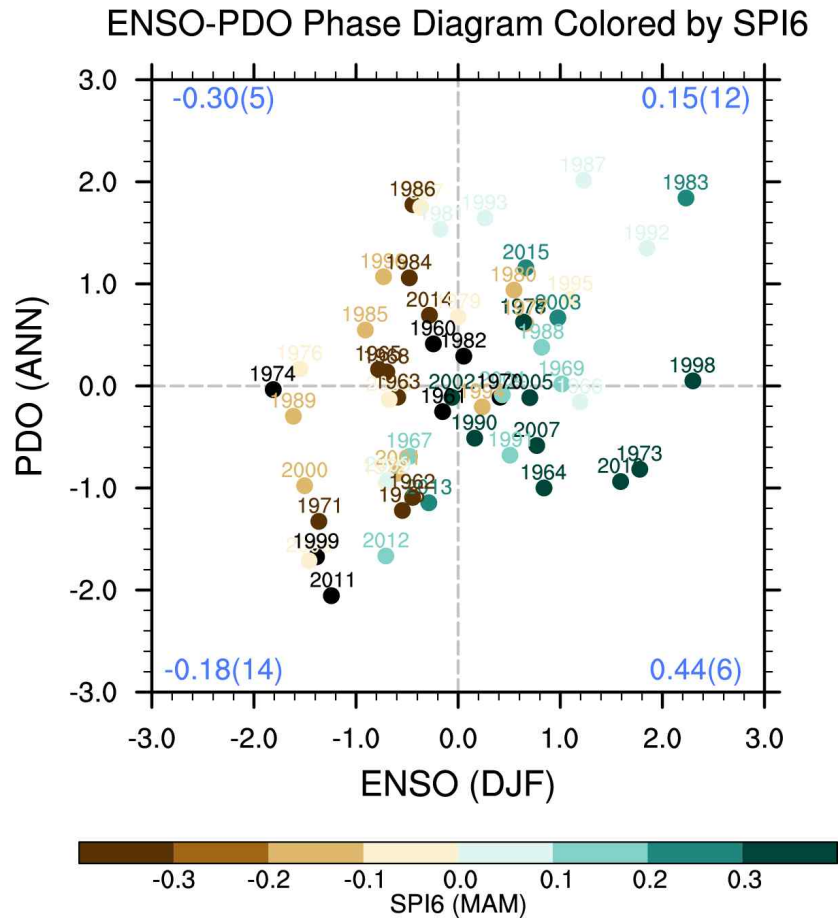


Figure 3.5. Scatterplot of winter ENSO (DJF; x-axis) versus previous-year annual mean PDO (ANN; y-axis). Each dot represents one year and is labeled by the calendar year, with colors indicating the subsequent MAM SPI-6 anomaly over East Asia (brown: dry, green: wet). The gray dashed lines mark zero ENSO and PDO, dividing the plane into four regimes (ENSO+/PDO+, ENSO+/PDO-, ENSO-/PDO-, ENSO-/PDO+). Blue numbers in the corners denote the mean SPI-6 and sample size for each quadrant (e.g., 0.44(6) indicates a mean SPI-6 of 0.44 based on six years), highlighting that the ENSO-/PDO+ regime is associated with the driest springs, whereas ENSO+/PDO- corresponds to relatively wet conditions.

Figure 3.6에서도 ENSO-/PDO+ 레짐의 DJF 패널은 동아시아 동쪽(일본 동쪽)과 북태평양 중위도에 강한 양의 Z200/스트림펄선 편차(상층 고기압)와 함께, 한반도-일본 남쪽을 따라 동서 방향으로 뻗은 제트 및 WAF 벡터가 나타난다. 이는 서태평양에서 발생한 대류열이 북태평양으로 파동에너지(flux)를 공급하면서, 동아시아 상공에 정체형 고기압 능선을 형성하는 전형적인 La Niña-East Asia teleconnection 구조이다. 봄(MAM) 북반구에서는 이 고기압 능선이 여전히 동아시아 상공에 남아 있으며, 한반도-일본 인근에서 양의 Z500 편차 및 강한 하강류·수분 발산이 나타난다. 저층 바람 벡터는 남서-북동 방향의 수증기 수송이 약화되고, 오히려 내륙에서 해양으로 빠져나가는 형태를 보인다. 그 결과 동아시아 봄 강수는 평년보다 유의하게 감소하며, SPI-6가 크게 음수로 떨어져 심각한 봄 가뭄이 자주 발생한다. 이러한 메커니즘은 IPO가 ENSO teleconnection을 비대칭적으로 조절한다는 연구(Dong et al., 2018; Souza et al., 2023)와 맥락을 같이 하며, 본 연구에서는 PDO에 초점을 맞추어 유사한 “레짐 의존 teleconnection”을 보인다는 점을 강조한다. 마지막으로 ENSO-/PDO- 레짐은 라니냐와 냉 PDO가 동시에 존재하는 상태이다. DJF 북반구에서는 서태평양 대류가 여전히 강화되어 있으나, 북태평양이 광범위한 냉 SST를 가지기 때문에 파동원의 위치와 강도가 ENSO-/PDO+와는 다소 다르게 나타난다. WAF 벡터는 보다 남쪽(예: 20-30° N)을 따라 동진하며, 알류산 부근의 저기압은 상대적으로 약하다. 동아시아 상공에는 비교적 약한 고기압 또는 평년 수준의 패턴이 나타나며, 제트도 다소 남쪽으로 치우친다. MAM 패널에서는 한반도 일대에서 약한 양의 Z500 편차가 보이지만, ENSO-/PDO+만큼 뚜렷한 고기압 능선은 아니다. 강수 및 수증기 수송 역시 평년보다 다소 약한 수준으로, SPI-6는 통계적으로는 음의 값(가뭄)이지만, ENSO-/PDO+ 레짐과 비교하면 가뭄 강도가 약하고 해마다 변동성이 큰 상태라고 할 수 있다. 이는 Figure 3.5에서 ENSO-/PDO- 레짐의 평균 SPI-6가 -0.18 수준으로, ENSO-/PDO+에 비해 덜 건조하고 분산이 큰 이유를 설명한다.

이처럼 Figure 3.6의 겨울-봄 순환 분석은 Figure 3.5에 제시된 통계적 레짐 분리 결과와 정합적인 물리·역학적 근거를 제공한다. 요약하면,

- ENSO+/PDO- : 열대 엘니뇨에 의한 대류 강화는 존재하지만, 냉 PDO 배경으로 인해 북태평양-동아시아 상공에 강한 고기압 능선이 형성되지 않아, 봄에는 대체로 평년 이상 강수와 완만한 저기압성 순환이 유지되는 저위험·습윤 레짐이다.

- ENSO+/PDO+ : 엘니뇨와 온 PDO가 중첩될 때 북태평양 PNA형 파동 구조가 강화되지만, 동아시아 상공에서는 고기압과 저기압이 상쇄되어 복합적인 반응이 나타난다. 그 결과 봄에는 약한 습윤 편향만을 보이지만, 해마다 가뭄과 습윤이 섞여 나타나는 중간 위험 레짐으로 해석할 수 있다.

- ENSO-/PDO- : 냉 PDO 배경에서 라니냐가 발생하면 파동이 보다 남쪽 경로를 타며 동아시아에 미치는 영향이 불안정해진다. 봄에는 약한 고기압과 강수 감소가 나타나지만, ENSO-/PDO+만큼 극단적이지는 않은 가뭄 경향 레짐이다.

- ENSO-/PDO+ : 서태평양 대류와 온 PDO가 결합하여 북태평양-동아시아로 이어지는 강한 Rossby 파동열과 고기압 능선을 형성하고, 이 구조가 봄까지 지속되면서 동아시아 상공에 강한 고기압·하강류·수분 발산을 유발한다. 이는 Figure 3.5에서 볼 수 있듯이 가장 음의

SPI-6 평균을 보이는 최고 위험 레짐이며, 동아시아 봄 A2D 가뭄 예측에서 반드시 고려해야 할 상태이다. 이러한 결과는 ENSO-PDO · IPO 상호작용이 ENSO teleconnection의 공간 구조와 강도를 조절한다는 여러 선행연구의 결론과 일관된다.

특히, 봄 SPI-6 가뭄 위험이 단순히 ENSO 지수의 크기가 아니라 ENSO와 PDO의 위상 조합에 의해 비선형적으로 결정된다는 점은, A2D 예측 체계 설계에서 “레짐-의존 (regime-aware) 예측”이 필요함을 강하게 시사한다. 실무적으로는 Figure 3.5와 같은 ENSO-PDO 위상도를 이용해 특정 겨울의 ENSO · PDO 상태(예: ENSO- /PDO+)를 좌표로 표시하고, 해당 레짐에서 과거 SPI-6 분포를 기반으로 봄 가뭄의 조건부 확률을 제시하는 것이 유용한 기후서비스 제품이 될 수 있다. 또한, Figure 3.6과 같이 레짐별 겨울-봄 순환 구조를 시각화함으로써, 기후서비스 사용자(수자원 관리, 농업 현장 등)는 “왜 특정 해에는 ENSO가 있었는데도 가뭄이 오지 않았는지, 혹은 반대로 ENSO가 약한데도 가뭄이 강했는지”를 물리적으로 이해할 수 있게 된다. 이는 East Asia-Pacific teleconnection과 Rossby wave 경로에 대한 직관을 제공하고, 향후 DCPD 다중모델 예측에서 어떤 모형이 이러한 레짐 의존 구조를 올바르게 재현하는지 평가하는 기준으로 활용될 수 있다. 마지막으로, 본 절의 ENSO-PDO 레짐 분석은 이후 장에서 수행할 ENSO×PDO 상호작용 회귀, IPO까지 포함한 3차원 레짐 공간 분석, 그리고 DCPD 예측모형의 레짐별 검증의 기반이 된다. 즉, SPI-6 가뭄 예측가능성의 상당 부분이 ENSO와 PDO의 선형 결합이 아니라 이들의 상호작용과 배경 상태에 의해 좌우된다는 사실을 보여 주며, 이는 동아시아 A2D 봄 가뭄 예측이 “평균적인 ENSO 관계”를 전제로 하는 기존 접근만으로는 충분하지 않음을 시사한다.

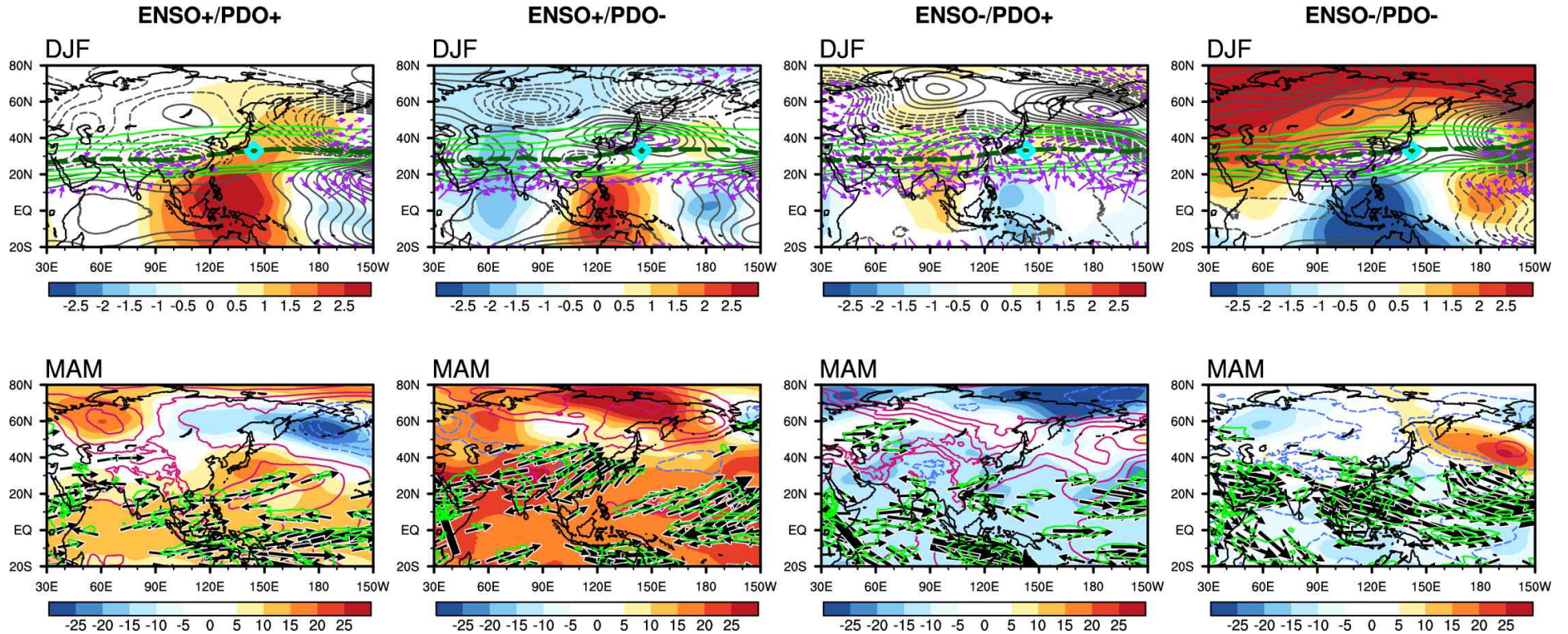


Figure 3.6. Composite maps of atmospheric circulation for four ENSO-PDO regimes (from left to right: ENSO+/PDO+, ENSO+/PDO-, ENSO-/PDO+, ENSO-/PDO-). Top panels show DJF upper-level circulation, including anomalous fields (shading), contour lines, the climatological jet axis (green lines), and stationary Rossby wave activity flux vectors (purple arrows), illustrating how tropical convection and Pacific SST anomalies force distinct wave-train patterns toward East Asia. Bottom panels show the subsequent MAM circulation response, with shading and contours depicting mid-tropospheric anomalies and low-level flow, and arrows indicating moisture-transport or wind anomalies. The cyan diamond marks the East Asian region used to define the MAM SPI-6 index. Together, the composites demonstrate that the ENSO-/PDO+ regime produces the strongest anticyclonic ridge and drying over East Asia, while ENSO+/PDO- favors a weaker ridge and relatively wet spring conditions.

3.1.5. ENSO-PDO 선형 · 비선형 기여와 저주파 SPI6 예측가능성 평가

본 절 3.1.5에서는 앞 절(3.1.3-3.1.4)에서 확인한 ENSO-PDO-SPI-6의 레짐 의존 관계를 보다 정량적으로 평가하기 위해, (1) 저주파 밴드 평균 시계열($Y2_{mean}$, $Y5_{mean}$) 을 구성하고, (2) 이들에 대한 상관 · 편상관 및 설명분산(R^2 , ΔR^2) 을 비교하며, (3) ENSO와 PDO의 상호작용항($ENSO \times PDO$)을 포함한 회귀모형(M4) 의 계수와 예측 성능을 분석한다. Figure 3.7-3.12는 이러한 분석의 과정을 순차적으로 보여주며, 특히 2년 이동평균($Y2_{mean}$) 과 5년 이동평균($Y5_{mean}$) 으로 대표되는 저주파 밴드에서 ENSO와 PDO의 상대적 · 공동 기여가 어떻게 달라지는지를 강조한다. 통계 분석 기법(상관 · 회귀 · 부분 R^2 , 교차검증 등)은 Wilks(2011), von Storch and Zwiers(1999)를 기본 참고문헌으로 삼았다.

먼저 Figure 3.7은 원시 연별 SPI-6, ENSO, PDO 시계열($Y1$)과, 2년/5년 이동평군을 취한 저주파 밴드($Y2_{mean}$, $Y5_{mean}$)를 나란히 보여준다. 상단 패널은 원시 연별 MAM SPI-6와 겨울 ENSO(DJF), 전년도 연평균 PDO(ANN)의 관계이다. ENSO와 SPI-6의 단순 상관계수는 약 $r \approx 0.57$ 로 상당히 크지만, PDO와의 상관은 $r \approx -0.10$ 으로 미약하다. 이는 연별(interannual) 스케일에서 SPI-6 변동은 주로 ENSO에 의해 설명되고, PDO의 독립적 신호는 거의 드러나지 않음을 의미한다. 중간의 $Y2_{mean}$ 패널은 SPI-6, ENSO, PDO 모두에 2년 이동평군을 적용해 고주파 노이즈를 제거한 뒤, 같은 창에서 비교한 것이다. 이 경우 ENSO와 SPI-6의 상관은 $r \approx 0.25$ 수준으로 감소하는 반면, PDO와 SPI-6의 상관은 $r \approx -0.25$ 정도로 절대값이 커진다. 이는 이동평군 기간을 2년으로 늘리면 ENSO의 고주파 변동(2-3년 ENSO 스케일) 중 상당 부분이 상쇄되고, 반대로 PDO의 느린 변동이 더 잘 드러나는 효과를 보여준다. 하단의 $Y5_{mean}$ 패널은 5년 이동평군을 적용한 경우이다. 여기서는 ENSO-SPI-6 상관이 $r \approx 0.24$ 수준으로 거의 변하지 않지만, PDO-SPI-6 상관은 $r \approx -0.46$ 로 크게 강화된다. 즉, 5년 평군 수준의 매우 저주파 변동에서는 PDO가 ENSO보다 더 강한 설명력을 가지며, 봄 가뭄의 “배경 상태” 를 결정하는 핵심 저주파 모드임을 시사한다. 이는 PDO/IPO가 동아시아 온도 · 강수의 decadal 변동을 조절한다는 여러 선행 연구와 맥락을 같이 한다.

Figure 3.8은 이러한 $Y2_{mean}$ 과 $Y5_{mean}$ 자료에 대해 계산한 상관계수 및 편상관계수(95% 신뢰구간) 를 요약한다. 편상관은 다른 한 모드를 통제된 상태에서의 순수한 선형 관계를 의미하며, 두 모드가 서로 연관되어 있을 때(ENSO-PDO 공분산 존재) 각 모드의 독립 기여를 분리하는 데 유용하다. $Y2_{mean}$ 에서 주황색 $r(SPI-6, ENSO)$ 는 대략 0.3 내외의 양의 값을 가지며, 95% 신뢰구간이 0을 살짝 상회한다. 초록색 $r(SPI-6, PDO)$ 는 음의 값을 가지지만, 신뢰구간이 0을 포함해 통계적으로는 다소 불확실하다. 반면, 파란색 $pr(SPI-6, ENSO \mid PDO)$ 는 0.4-0.5 수준에서 95% 신뢰구간이 뚜렷이 양의 영역에 위치해, PDO의 영향을 제거한 후에도 ENSO가 2년 평군 SPI-6 변동을 여전히 유의하게 설명함을 보여준다. 보라색 $pr(SPI-6, PDO \mid ENSO)$ 는 약 -0.4 정도의 음의 값으로, ENSO를 통제된 뒤에도 PDO가 독립적인 건조 신호를 갖고 있음을 시사하지만, $Y2_{mean}$ 단계에서는 이 역시 신뢰구간이 다소 넓다. $Y5_{mean}$ 에서는 이러한 경향이 더욱 뚜렷해진다. ENSO와의 단순 상관은 여전히 양의 값(약 0.3-0.4)으로 유지되지만, 특히 $pr(SPI-6, PDO \mid ENSO)$ 가 -0.6 내외까지 커지며 신뢰구간이 0을 뚜렷이 하회한다. 이는 5년 평군 수준의 아주 저주파 SPI-6 변동에서, ENSO 영향을 제거한 후에도 PDO가 강한 독립적 건조/습윤 신호를 제공한다는 의미이다. 반대로 $pr(SPI-6, ENSO \mid PDO)$ 는 2년 평군일 때보다

다소 약해져, ENSO의 독립 기여가 저주파에서 상대적으로 줄어든다는 점을 시사한다. 이 결과는 “저주파일수록 PDO(및 IPO)의 역할이 커지고, ENSO의 역할은 고주파에 더 집중된다”는 3.1.3-3.1.4절의 스펙트럼·레짐 분석과 완전히 일치한다.

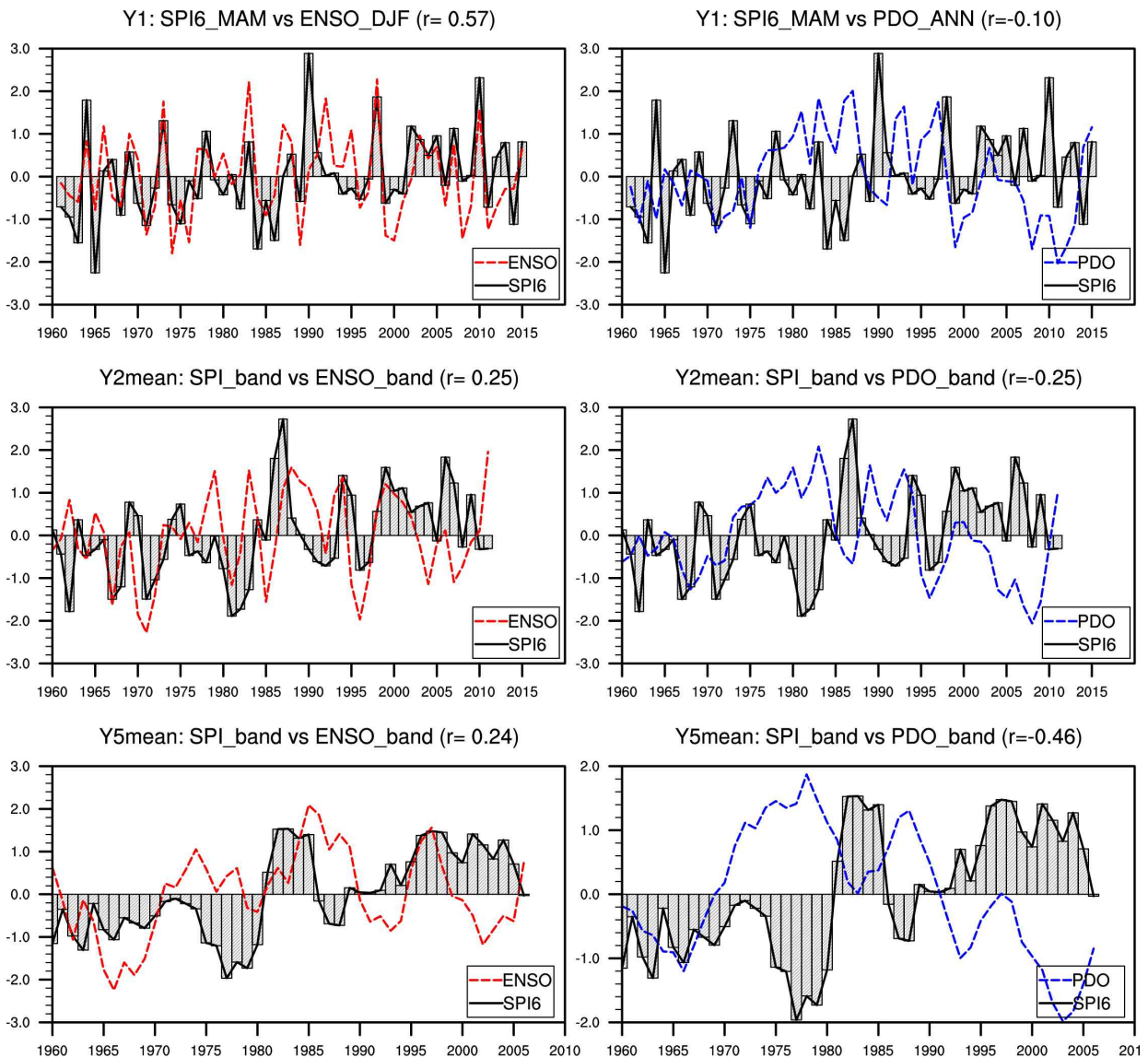


Figure 3.7. Panels show the original annual MAM SPI-6 series over East Asia (gray bars) together with winter ENSO (DJF; dashed red) and previous-year PDO (ANN; dashed blue) at three levels of temporal smoothing: (top) unsmoothed annual data (Y1), (middle) 2-year running means (Y2mean), and (bottom) 5-year running means (Y5mean). The correlation coefficient r between SPI-6 and each index is indicated in the panel titles. As the averaging window increases, the ENSO-SPI-6 relationship weakens slightly, whereas the PDO-SPI-6 relationship strengthens, highlighting the growing importance of PDO at lower frequencies.

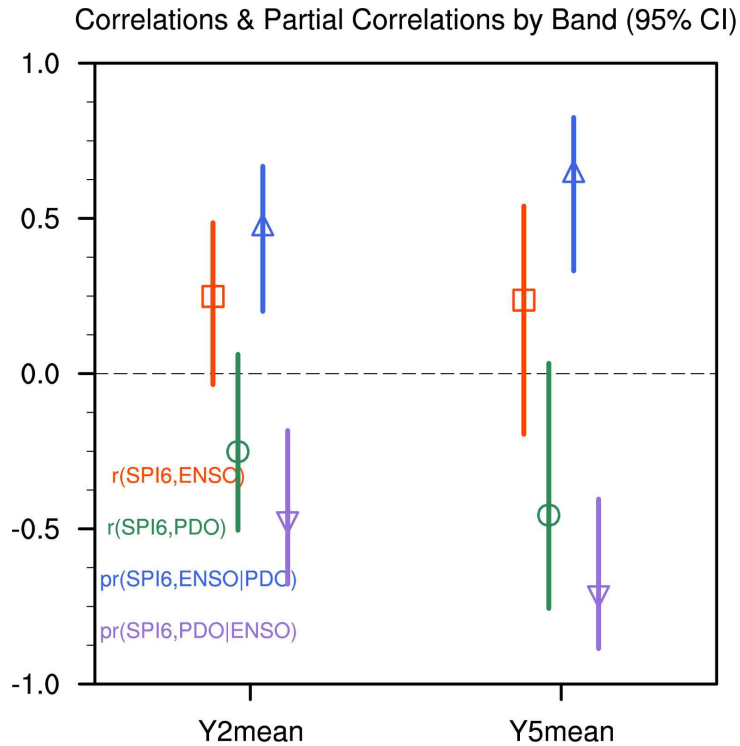


Figure 3.8. Whisker plots of Pearson correlations and partial correlations (with 95% confidence intervals) between band-mean SPI-6 and ENSO/PDO for the 2-year (Y2mean) and 5-year (Y5mean) running-mean bands. Orange and green symbols show simple correlations $r(\text{SPI-6, ENSO})$ and $r(\text{SPI-6, PDO})$, respectively. Blue symbols denote the partial correlation $pr(\text{SPI-6, ENSO} \mid \text{PDO})$, and purple symbols denote $pr(\text{SPI-6, PDO} \mid \text{ENSO})$. The results indicate that ENSO retains a significant independent influence at the 2-year band, while PDO provides a stronger independent contribution at the 5-year band after controlling for ENSO.

Figure 3.9는 같은 밴드에 대해 계산한 설명분산(R^2)과 추가 설명분산(ΔR^2)을 95% 신뢰구간과 함께 제시한다. 여기서 R^2 (ENSO+PDO)는 SPI-6을 ENSO와 PDO 두 인덱스로 동시에 회귀했을 때의 전체 설명분산, ΔR^2 (ENSO \mid +PDO)는 PDO만 사용하는 모형에 ENSO를 추가로 포함했을 때 증가하는 설명분산, ΔR^2 (PDO \mid +ENSO)는 ENSO만 사용하는 모형에 PDO를 추가로 포함했을 때 증가분을 의미한다. Y2mean에서 ENSO+PDO가 함께 설명하는 R^2 는 약 0.25-0.3 수준으로, 2년 평균 SPI-6 변동의 1/4 정도를 설명한다. ΔR^2 를 보면 ENSO와 PDO가 각각 약 0.2 내외의 추가 설명분산을 제공해, 두 모드 모두 저주파 변동에 통계적으로 유의한 기여를 하고 있음을 보여준다. 다만 신뢰구간이 다소 넓어, 특히 PDO의 기여는 표본 크기 제약으로 인해 불확실성이 큰 편이다. Y5mean에서는 R^2 (ENSO+PDO)가 약 0.5-0.6 수준까지 증가하여, 5년 평균 SPI-6 변동의 절반 이상이 ENSO와 PDO의 결합으로 설명된다. ΔR^2 (PDO

! +ENSO)가 ΔR^2 (ENSO ! +PDO)보다 다소 더 크게 나타나는 점도 주목된다. 이는 아주 느린 저주파 변동에서는 “ENSO에 PDO를 추가” 하는 것이 “PDO에 ENSO를 추가” 하는 것보다 설명분산 증가폭이 더 크다, 다시 말해 PDO가 decadal 스케일 SPI-6 변동의 핵심 기반을 형성하고 ENSO가 그 위에 추가적인 변동을 덧씌우는 구조로 해석될 수 있다. 이러한 PDO의 역할은 IPO Tripole Index(TPI)를 사용한 decadal SST 변동 연구에서도 유사하게 보고되고 있다.

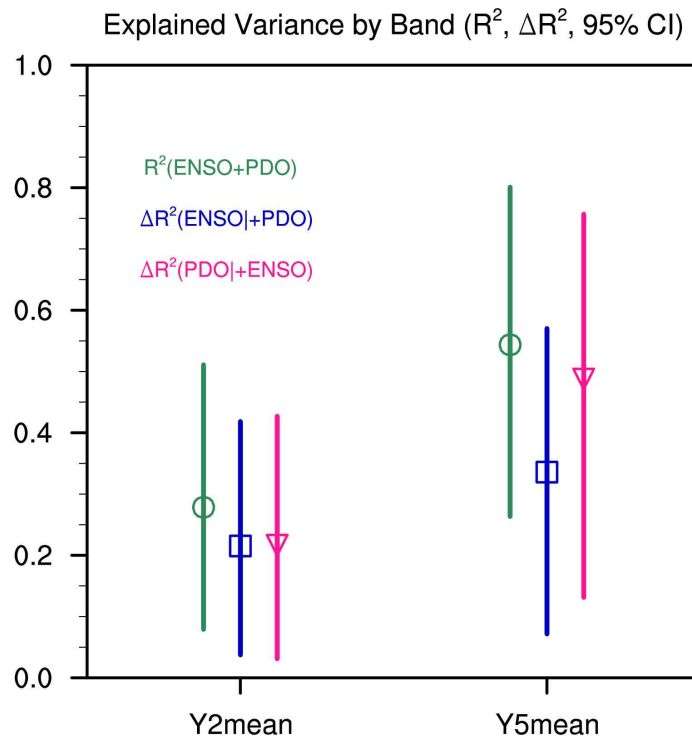


Figure 3.9. Explained variance (R^2) and incremental variance (ΔR^2) of band-mean SPI-6 associated with ENSO and PDO for the 2-year (Y2mean) and 5-year (Y5mean) bands, with 95% confidence intervals. Green circles show the total variance explained by a multiple regression including both ENSO and PDO, R^2 (ENSO+PDO). Blue squares show ΔR^2 contributed by adding ENSO to a model already containing PDO, while magenta triangles show ΔR^2 from adding PDO to a model already containing ENSO. Combined ENSO+PDO explain roughly one-quarter of the 2-year band variance and more than half of the 5-year band variance, with PDO's incremental contribution increasing at lower frequencies.

Figure 3.10은 ENSO와 PDO의 상호작용항(ENSO×PDO)을 포함한 다중회귀 모형 M4의 회귀계수(β_0 , β_{ENS} , β_{PDO} , β_{INT})에 대한 점추정값과 95% 신뢰구간을 나타낸다. 초록(삼각형)은 Y2mean, 자홍색(원)은 Y5mean 결과이다. 모형 M4는 다음과 같이 정의하였다.

$$SPI6_{band} = \beta_0 + \beta_E \cdot ENSO_{band} + \beta_P \cdot PDO_{band} + \beta_{INT} \cdot (ENSO_{band} \times PDO_{band}) + \epsilon$$

여기서 band는 2년 또는 5년 이동평균을 의미한다. 이 모형은 ENSO와 PDO가 단순히 독립적으로 SPI-6에 선형 영향을 주는 것이 아니라, 두 모드의 조합(예: ENSO-/PDO+)에 따라 영향력이 증폭되거나 약화될 수 있는 비선형·조건부 구조를 포착하기 위한 것이다. ENSO×PDO 계수(β_{INT})가 유의하게 0과 다르면, ENSO 또는 PDO의 효과가 다른 모드의 상태에 따라 달라진다고 해석할 수 있다. Figure 3.10에서 β_{ENS} 는 두 밴드 모두 양(+)이지만 Y5mean에서 약간 약해지는 반면, β_{PDO} 는 양(+)이면서 저주파(Y5mean)에서 더 커진다. 이는 앞서 본 상관·R² 결과와 부합한다. 가장 중요한 점은 β_{INT} (ENSO×PDO)가 두 밴드에서 모두 음(-)의 값을 갖고, 특히 Y5mean에서 95% 신뢰구간이 0 아래에 위치하여 통계적으로 유의하다는 것이다. 음의 상호작용항은 다음과 같은 물리적 해석을 가능하게 한다. ENSO와 PDO가 같은 부호(예: ENSO+/PDO+, ENSO-/PDO-)일 때에는 $E \times P > 0$ 이므로 β_{INT} (음수)·($E \times P$)은 음(-)의 기여를 하여 SPI-6를 감소(건조 쪽) 또는 증가(습윤 쪽)를 약화시키는 방향으로 작용한다. ENSO와 PDO가 서로 다른 부호(예: ENSO+/PDO-, ENSO-/PDO+)일 때에는 $E \times P < 0$ 이므로 β_{INT} ·($E \times P$)은 양(+)의 기여를 하여 SPI-6를 증가시키는 방향(습윤 쪽 강화 또는 건조 완화)으로 작용한다.

즉, ENSO와 PDO가 같은 위상에 있을 때에는 동아시아 봄 가뭄에 대한 영향이 상쇄되거나 비선형적으로 약화되고, 상반된 위상에 있을 때에는 SPI-6에 대한 영향이 강화되는 “비선형 조합 효과”가 존재한다. 이는 3.1.4절에서 ENSO-/PDO+ 레짐이 가장 건조(음의 SPI-6 평균), ENSO+/PDO- 레짐이 가장 습윤(양의 SPI-6 평균)이라는 레짐 분석 결과와 정성적으로 완전히 일치한다. ENSO-/PDO+의 경우 라니냐(-)와 온 PDO(+)가 곱해져 $E \times P < 0$ 이므로 β_{INT} (음수)와 함께 매우 큰 양(+)의 상호작용 기여가 나타나, 선형 β_{ENS} , β_{PDO} 만으로는 설명할 수 없는 강한 건조/습윤 비대칭성을 재현한다는 것이다. 그러나 회귀계수의 유의성이 곧바로 예측 성능 향상을 의미하는 것은 아니다. 실제로 상호작용항을 도입한 모형(M4)이 ENSO+PDO만 포함한 선형 모형(M3)에 비해 얼마나 예측력이 개선되는지를 평가하기 위해, 10년 단위 block cross-validation과 부트스트랩을 이용해 RMSE와 상관(skill)의 차이를 계산하였다.

Figure 3.11은 $\Delta RMSE(M4-M3)$ 의 점추정 및 95% 신뢰구간을 “전체 연도(ALL), PDO+, PDO-” 세 집단에 대해 보여준다. 초록(삼각형)은 Y2mean, 자홍(원)은 Y5mean 결과이다. $\Delta RMSE$ 가 0보다 작으면 상호작용항을 포함한 M4 모형의 RMSE가 더 작아져 예측이 개선되었음을, 0보다 크면 오히려 악화되었음을 의미한다. ALL 집단에서 $\Delta RMSE$ 의 중앙값은 두 밴드 모두 0에 가깝고, 신뢰구간이 넓게 0을 포함한다. 즉, 전체 기간을 평균적으로 보면 상호작용항을

추가하는 것이 RMSE 관점에서 유의미한 개선을 가져오지는 않는다. 이는 상호작용 효과가 특정 레짐·위상에서만 강하게 나타나며, 전체 표본에 대해 단일 선형 모형으로 평균을 내면 그 이득이 희석되기 때문으로 해석할 수 있다. PDO+ 집단에서는 Y2mean에서 Δ RMSE가 약간 음(-)으로 치우쳐 있어, 온 PDO 기간에는 상호작용항을 포함한 모형이 약간 더 작은 RMSE를 보이는 경향이 있다. 반대로 PDO- 집단에서는 Y5mean에서 Δ RMSE의 중앙값이 양(+)으로, 상호작용항 도입이 RMSE를 소폭 증가시키는 경향이 있지만, 신뢰구간이 넓어 통계적으로 명확한 차이는 아니다. 전반적으로 볼 때, RMSE 기준에서는 상호작용항의 이득이 존재하더라도 그 크기가 작고, 표본 수 제약으로 인해 유의성이 뚜렷하지 않다고 결론지을 수 있다.

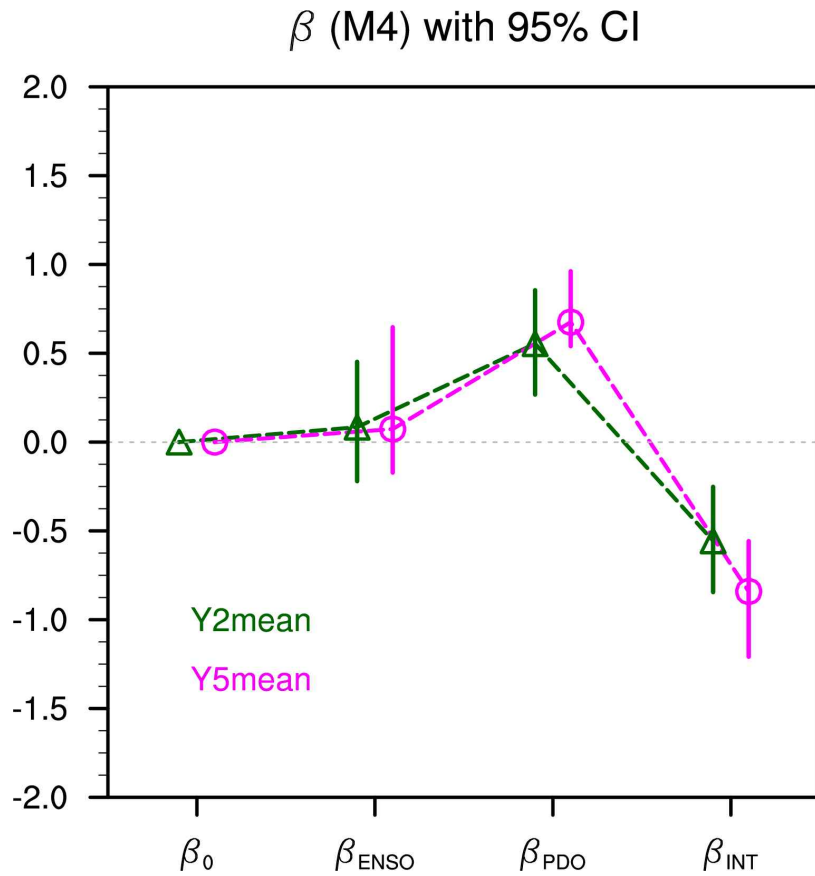


Figure 3.10. Estimated regression coefficients for the interaction model M4, in which band-mean SPI-6 is regressed onto ENSO, PDO, and their product term ($ENSO \times PDO$). Coefficients are shown for 2-year (Y2mean, green triangles) and 5-year (Y5mean, magenta circles) bands with 95% confidence intervals. β_0 denotes the intercept, β_{ENSO} and β_{PDO} the main effects, and β_{INT} the interaction term. The significantly negative β_{INT} , especially for Y5mean, indicates a nonlinear coupling whereby the impact of ENSO and PDO on SPI-6 depends on their simultaneous phase.

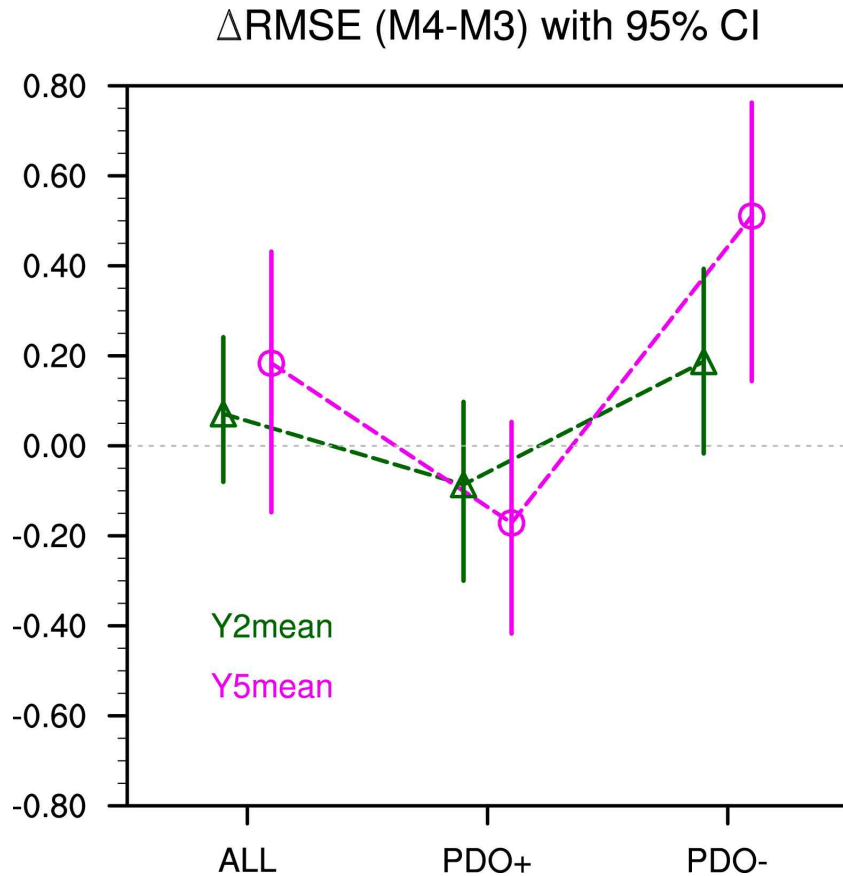


Figure 3.11. Whisker plots of the change in cross-validated root-mean-square error, Δ RMSE = RMSE(M4) – RMSE(M3), for 2-year (Y2mean, green triangles) and 5-year (Y5mean, magenta circles) bands, with 95% confidence intervals. Results are shown for all years (ALL) and for subsets conditioned on PDO phase (PDO+ and PDO–). Negative values indicate that including the ENSO \times PDO interaction term improves predictive accuracy. Overall differences are modest and often not statistically significant, with some tendency for improved RMSE in the PDO+ subset.

Figure 3.12는 동일한 집단에 대해 예측 상관(skill)의 차이 $\Delta r(M4-M3)$ 을 95% 신뢰구간과 함께 보여준다. Δr 가 양(+)이면 상호작용항 모형이 더 높은 상관(더 나은 선형 예측)을 제공한다는 뜻이다. 전체 기간(ALL)에서는 Y2mean, Y5mean 모두 Δr 의 중앙값이 0.2 내외의 양(+) 값을 가지지만, 신뢰구간이 넓어 통계적으로는 “향상 경향은 있으나 확실하지 않다”고 해석된다. 흥미롭게도 PDO– 집단에서 Y5mean의 Δr 는 약 0.3 이상으로 가장 크며, 신뢰구간도 상대적으로 덜 넓다. 이는 냉 PDO 기간의 저주파 SPI-6 변동에서 ENSO-PDO 상호작용항이 선형 모형에 비해 예측 상관을 상당히 향상시킬 수 있는 잠재력이 있음을 시사한다. 반면 PDO+ 집단에서는 Δr 중앙값이 양(+)이지만, 신뢰구간이 매우 넓어 불확실성이 크다. 즉, 통계

적 검정 수준에서 뚜렷한 “우월 모델” 을 선언할 수는 없지만, 상호작용 모형(M4)은 특히 냉 PDO(또는 특정 레짐)에서 저주파 SPI-6의 예측 skill을 개선할 가능성을 보이며, 최소한 선형 모형(M3)과 비슷하거나 더 나쁘지 않은 성능을 지닌다. 이러한 결과는 ENSO · PDO 결합 효과가 지역별 · 시기별로 비선형적이라는 최근 연구와도 일맥상통한다.

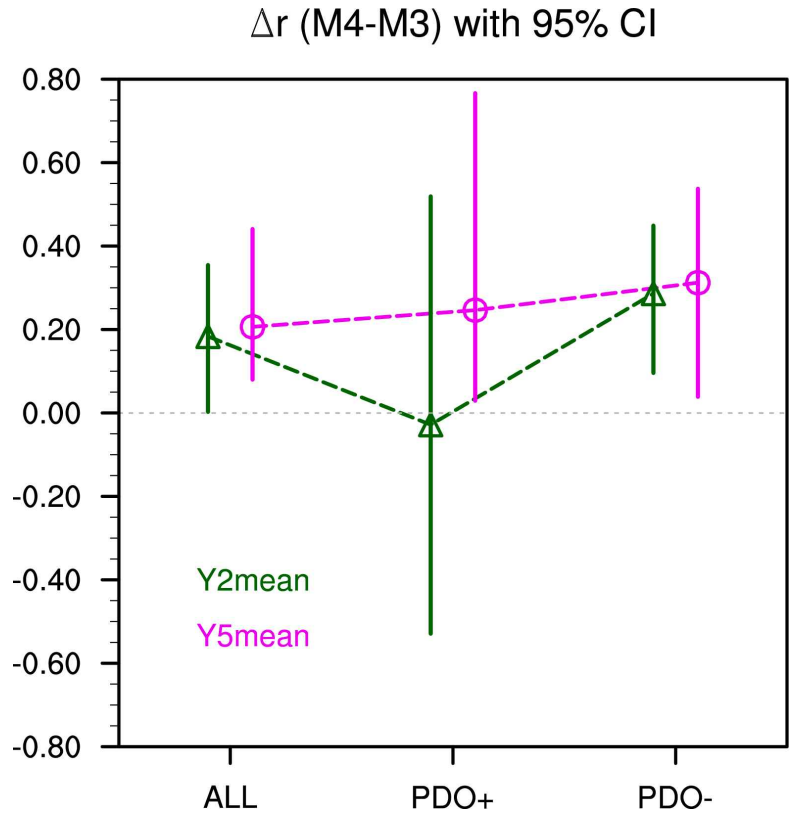


Figure 3.12. Whisker plots of the change in cross-validated correlation, $\Delta r = r(M4) - r(M3)$, for 2-year (Y2mean, green triangles) and 5-year (Y5mean, magenta circles) bands, with 95% confidence intervals, again for all years (ALL) and PDO-conditioned subsets (PDO+, PDO-). Positive values indicate higher predictive skill when including the ENSO \times PDO interaction. The interaction model tends to yield higher correlations, particularly for the 5-year band and during negative PDO phases, although the improvements are not always statistically significant.

종합하면, 3.1.5절에서 얻은 주요 결론은 다음과 같이 요약할 수 있다. 저주파 밴드 평균을 통해 ENSO-PDO 신호를 분해하면, interannual 스케일에서는 ENSO가, interdecadal 스케일에서는 PDO가 상대적으로 더 큰 독립 기여를 가진다. 2년/5년 이동평균을 적용함으로써 ENSO의 고주파 변동은 약해지는 대신, PDO의 느린 저주파 변동이 강조되며, 5년 평균 SPI-6의 약 절반 이상이 ENSO+PDO 결합으로 설명된다. 편상관 및 ΔR^2 분석은 ENSO와 PDO가 서로 상당한 공분산을 가지면서도 SPI-6에 독립적인 선형 기여를 한다는 점을 보여준다. 특히 PDO의 독립 기여는 5년 평균 같은 저주파에서 훨씬 더 강해져, SPI-6 decadal 변동의 “배경 상태 설정자(background setter)” 역할을 한다. ENSO×PDO 상호작용항은 음(-)의 유의한 계수를 가지며, ENSO와 PDO의 부호 조합에 따라 SPI-6 영향이 비대칭적으로 강화/약화된다는 비선형 teleconnection 구조를 규명한다. 이는 ENSO-/PDO+, ENSO+/PDO- 레짐에서의 강한 건조/습윤 대비와 정합적이며, ENSO-PDO 결합이 동아시아 봄 가뭄의 조건부 위험을 규정하는 핵심 요인임을 강조한다. 예측 성능 평가에서는 상호작용 모형(M4)이 전체 기간에서는 선형 모형(M3)보다 확실히 우수하다고 말하기 어렵지만, 특정 레짐(특히 냉 PDO)에서는 저주파 SPI-6 skill을 개선할 여지가 있음을 보인다. 이는 A2D 가뭄 예측 시스템 설계에서 “한 가지 고정된 전지구 예측식” 보다는, PDO 위상(또는 IPO, NAO 등 포함)에 따라 회귀 계수나 모형 구조를 달리하는 레짐-의존(regime-aware) 접근이 필요함을 시사한다. 이러한 분석은 추후 진행될 DCPD 다중모형 예측 실험에서, 어떤 모형이 ENSO-PDO 상호작용 구조와 저주파 SPI-6 변동을 제대로 재현하는지를 평가하는 핵심 기준이 될 것이며, 동시에 실제 기후서비스에서 “현재 ENSO-PDO 상태에 기반한 조건부 봄 가뭄 확률”을 산정하는 데 과학적 근거를 제공한다.

3.1.6. 종합: 동아시아 봄 SPI6 가뭄의 시·공간 구조와 ENSO-PDO의 역할

앞선 3.1.1-3.1.5 절에서는 CRU 강수 자료를 이용해 산정한 동아시아 MAM SPI-6 가뭄 지수를 다양한 통계·역학적 관점에서 분석하였다. 본 절에서는 그 결과를 한데 모아, 동아시아 봄 가뭄의 지배적 시간 스케일, 관련 기후 모드, 그리고 예측 가능성 및 레짐-의존(regime-aware) 특성을 통합적으로 정리한다.

우선 3.1.1에서 SPI 지수의 시계열 규모별 특성을 정리한 결과, SPI1-SPI3는 단기 기상·농업 가뭄, SPI12는 수년 규모 수문 가뭄에 민감한 반면, SPI6는 겨울-봄(약 6개월) 누적 수분 상태와 ENSO·PDO·IPO와 같은 연-10년 스케일 기후 모드의 누적 신호를 동시에 반영한다는 점이 확인되었다. 동아시아에서는 겨울·초봄 강수 및 적설 조건이 봄 가뭄과 여름 수자원 여건의 “초기조건” 역할을 수행하므로, CRU 기반 MAM SPI-6를 본 연구의 핵심 가뭄 지표로 채택하는 것이 물리·수문학적으로 타당하다.

3.1.2에서는 푸리에 및 웨이블릿 스펙트럼 분석을 통해 MAM SPI-6 시계열의 주기 구조를 진단하였다. 푸리에 스펙트럼만으로는 95% 유의수준을 넘는 단일 피크를 식별하기 어려웠지만, 웨이블릿 스펙트럼과 전역 웨이블릿 스펙트럼을 함께 보면 약 2.5년(ENSO 스케일) 과 11-17년(준-십년~다십년 스케일)에서 통계적으로 유의한 파워가 집중되어 있는 것이 분명히 드러났다. 또한 이들 주기가 시간에 따라 강화·약화되는 비정상성을 보인다는 점도 중요하다. 이는 동아시아 봄 가뭄이 단일 고정 주기보다는, 단주기 ENSO와 저주기 PDO/IPO가 서로 다른 시기

에 번갈아 지배하는 구조임을 의미한다.

3.1.3에서 수행한 11년 창 러닝 회귀와 웨이블릿 코히어런스 분석은 이러한 주기 구조를 ENSO · PDO · IPO와 직접 연결해 준다. 러닝 회귀 결과, ENSO-SPI-6 관계는 1990년대 후반 이후 점차 강화 · 안정화되는 반면, PDO와 IPO의 회귀계수는 1980-2010년 사이에 서서히 증가하여 최근 수십 년일수록 저주파 모드의 영향이 커지는 경향을 보였다. 웨이블릿 코히어런스는 특히 11-14년 주기대에서 PDO · IPO와 SPI-6 사이의 동조(coherence)가 1990-2000년대에 강하게 나타남을 보여주었고, 이는 웨이블릿 전역 스펙트럼의 11-17년 피크와 정합적이다. 요약하면, SPI-6의 연간 변동성은 ENSO가, 준-십년 변동성은 PDO · IPO가 주로 담당하며, 세 모드의 상대적 기여는 시기에 따라 달라진다.

3.1.4에서는 ENSO와 PDO를 2차원 레짐 공간으로 확장하여, ENSO±/PDO± 조합에 따른 봄 SPI-6의 조건부 위험을 분석하였다. ENSO-PDO 위상도(Fig. 3.5)는 ENSO- /PDO+ 레짐에서 평균 SPI-6가 가장 음(건조), ENSO+/PDO- 레짐에서 가장 양(습윤)이라는 사실을 분명히 보여준다. 이어진 DJF-MAM 복합 분석(Fig. 3.6)은 이러한 통계 패턴의 역학적 배경을 제시한다. ENSO- /PDO+ 레짐에서는 서태평양 대류와 온 PDO가 결합해 북태평양-동아시아로 강한 Rossby 파동열과 상층 고기압 능선을 형성하고, 이 구조가 봄까지 지속되면서 동아시아 상공의 고기압 · 하강류 · 수분 발산을 강화하여 심각한 봄 가뭄을 유도한다. 반대로 ENSO+/PDO- 레짐에서는 북태평양이 냉 상태이기 때문에 엘니뇨 teleconnection이 동아시아로 강한 고기압을 만들지 못하고, 상대적으로 저기압/다우 구조가 나타나 봄 가뭄 위험이 낮은 습윤 레짐으로 작동한다. 이는 ENSO-PDO 영향이 단순 선형이 아니라 위상 조합에 따른 비대칭 · 조건부 반응을 지닌다는 것을 명확히 보여준다.

마지막으로 3.1.5에서는 이러한 레짐 구조를 정량화하기 위해, SPI-6와 ENSO · PDO의 저주파 밴드 평균(2년 · 5년 이동평균) 을 정의하고, 상관 · 편상관, 설명분산($R^2 \cdot \Delta R^2$) 및 상호작용 회귀(ENSO×PDO)를 평가하였다. 그 결과 5년 평균 수준의 저주파에서 ENSO+PDO가 SPI-6 분산의 절반 이상을 설명하며, 특히 PDO의 독립 기여(ΔR^2)가 ENSO보다 커지는 경향이 확인되었다. 상호작용항 β_{INT} 는 유의한 음(-)의 값을 가지며, ENSO와 PDO가 반대 위상일 때(ENSO+/PDO-, ENSO- /PDO+) SPI-6 영향이 비선형적으로 증폭되고, 같은 위상일 때는 상쇄되는 구조를 재현하였다. 교차검증 기반 $\Delta RMSE \cdot \Delta r$ 분석에서는 상호작용 모형이 전체 기간에 대해 선형 모형보다 우월하다고 단정할 정도의 통계적 차이는 없지만, 냉 PDO와 같은 특정 레짐에서 5년 평균 SPI-6 예측 상관을 개선할 잠재력이 있음을 보여주었다.

이상의 결과를 종합하면, 동아시아 MAM SPI-6 가뭄은

- (1) 2-3년 ENSO 스케일과 10년 이상 PDO/IPO 스케일이 중첩된 다중 시간 스케일 신호,
- (2) ENSO · PDO · IPO의 위상 조합에 따라 비대칭적으로 변하는 레짐-의존 teleconnection,

(3) 저주파에서 PDO(및 IPO)의 배경 상태 위에 ENSO가 “상승 · 하강” 을 덧씌우는 상호작용 구조라는 세 가지 특징으로 정리할 수 있다. 이는 향후 DCPD 다중모형 실험에서 단일 상관관계수나 정태적 회귀식만으로 예측 가능성을 평가하기보다, 레짐-의존 · 상호작용 기반의 A2D 예측 체계(regime-aware prediction system) 를 구축해야 함을 강하게 시사한다. 본 장의 3.1절

에서 구축한 이러한 관측·재분석 기반 진단은, 이후 장에서 수행될 모형 검증과 예측 실험의 기준(reference)으로 활용될 것이다.

3.2. 여름철 폭염

3.2.1. 연구배경

최근 수십 년 동안 동아시아 지역은 지구온난화의 가속화와 함께 이상고온의 빈도와 강도, 지속기간이 증가하는 경향을 보이고 있다(IPCC, 2021). 이상고온은 인명 피해뿐 아니라 에너지 수요 증가, 농업 생산성 감소, 산불 위험 증대 등 사회·경제적 파급효과가 매우 크기 때문에, 그 발생 메커니즘과 변동성을 이해하고 예측 가능성을 향상하는 일은 기후 연구의 핵심 과제이다. 특히, A2D 시간규모에서의 이상고온 예측정보는 기후변화 대응을 위한 전력망, 농업, 도시계획 등 인프라 투자, 이상기후 대비 재해 대응 전략, 댐 운영 등 수자원 관리, 보험/재정/에너지 산업의 위험관리 관련 등의 정책 및 산업계에서 의사결정을 위해서 필요한 정보이며, 그 needs가 점차 증가하고 있다(Vera et al. 2010). 기후변화 대응을 위해 중요성이 증대되고 있는 A2D 시간 규모에서 예측성 있는 정보를 제공하기 위하여 DCPD (Decadal Climate Prediction Project) 같은 국제 프로젝트가 진행중이며, A2D 규모에서 예측성 향상을 위한 최근 에 많은 연구들이 진행되고 있다 (Boer et al. 2016; Smith et al. 2012, 2019, 2020; Bellenger et al. 2021; Dunstone et al. 2022).

A2D 규모에서 이상기후 지수들의 기후 모델들의 예측 한계를 극복하기 위해서 다양한 편의 보정 방법들이 제시되었는데, 그중에서 이상기후 지수들의 변동성에 영향을 미치는 주요 기후 모드들을 활용하여, 예측성 향상이 가능하다는 연구결과를 제시하기도 하였다(Dunstone et al. 2022). 하지만 동아시아는 복잡한 지형 구조와 몬순-해양 시스템이 결합된 지역으로, 다양한 대규모 기후 변동성이 이상고온 발생에 중첩적으로 영향을 미친다는 점에서 분석의 어려움이 존재한다(Sun et al., 2014).

동아시아 이상고온의 변동성은 우선적으로 북서태평양 아열대고기압(WNPSH, Western North Pacific Subtropical High)의 강도 및 위치 변화와 밀접한 관계가 있는 것으로 알려져 있다. WNPSH가 서쪽으로 확장되면 한반도와 중국 동부에 장기간의 안정된 고기압 체계가 형성되어 강한 일사 증가와 하강기류 운동 강화로 이상고온이 발생하기 쉽다(He et al. 2020). 또한 엘니뇨-남방진동(ENSO, El Niño-Southern Oscillation)은 동아시아 여름철 폭염 변동성의 대표적인 외부 강제 요인으로 지목된다. 엘니뇨 발생 시 서태평양의 대류 활동이 약화하고, 이로 인해 인도-서태평양 지역에서 위커 순환이 재편됨에 따라 북서태평양 고기압이 비정상적으로 강화·확장되어 동아시아 폭염 빈도를 증가시키는 경향이 확인되었다(Wu et al. 2012; Xie et al. 2016). 동아시아 폭염에는 ENSO 외에도 인도양 해양 모드, 북극 진동(AO), 유라시아 원격상관 패턴(Eurasian pattern) 등 다양한 기후모드가 동시에 영향을 미친다. 예를 들어, 인도양 바다표면 온도 상승은 대기 하층 순환을 조정하여 WNPSH 강화에 기여하고, 이는 폭염을 더욱 심화시키는 역할을 하는 것으로 알려져 있다(Sui et al. 2007; Li et al. 2018). 따라서 동아시아 이상고온의 변동성과 주요 기후 변동성 간의 상호 연관성을 정량적으로 파악하고, 예측 가능성을 평가하는 연구의 필요성이 커지고 있다. 그러므로 본 연구에서는 동아시아 이상고온 변동성에 영향을 미치는 기후인자를 분석하고, A2D 규모 이상고온 예측성에 활용성을 평가하였다.

3.2.2. 관측자료 및 이상고온 지수 정의

관측에서 동아시아 이상고온과 관련 대기/해양 순환 분석을 위해서 The fifth generation of ECMWF global reanalysis (ERA5; Hersbach et al. 2020) 으로 부터의 해수면 온도 (SST, Sea Surface Temperature), 해면 기압, 지위고도, 바람, 최고/최저기온, OLR(Outgoing Longwave Radiation), 강수 자료가 사용되었다. 이 연구에서는 1961년~2016년 기간을 중심으로 분석하였으며, 전체기간을 평년 기간으로 하여, 대기/해양 변수들의 편차가 정의되었다.

동아시아 고온 관련 극한기후지수는 대한민국 기상청에서 제시된 정의를 참고하였으며, 본 연구에서 사용된 이상고온 지수는 Table 3.1에서 제시된 것과 같다. 여기서 이상 고온 지수 중에 TX90p와 TN90p의 퍼센타일 기준값은 1961-2015 기간 동안 일별로 평가되었다.

Table 3.1. Definition of Extreme temperature indices

Extreme	Definition	Units
TX90p (온난일)	Seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile	Days
TN90p (온난야)	Seasonal count of days when daily minimum temperature is greater than the 90th percentile	Days
TX25d (여름일수)	Seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than 25°C	Days
TN25d (열대야일수)	Seasonal count of days when daily minimum temperature is greater than 25°C	Days
TXx (일최고기온 계절최대)	Seasonal maximum value of daily maximum temperature	°C
TNx (일최저기온 계절최대)	Seasonal minimum value of daily minimum temperature	°C
DTR (일교차)	Daily Temperature Range: Seasonal mean difference between daily maximum temperature and daily mean temperature.	°C
CDD (냉방도일)	$\sum_{t=1}^{90} (T_m - 24)$, if $T_m \geq 24$, T_m is daily mean temperature	°C

3.2.3. 동아시아 이상고온 특성 및 변동성

3.2.3.1. 이상고온 특성

Table 3.1에서 제시된 이상고온 지수들의 동아시아 지역에서 봄철, 여름철, 가을철 추세를 분석하였다(각각 Figures 3.13, 3.14, 3.15). 먼저 봄철 TX90p와 TN90p 추세는 상당히 비슷한 분포를 보였다(Figure 3.1). 상대적으로 강한 양의 추세는 중국 동부, 북부, 동북부, 한반도, 일본에서 나타났다. 이와 달리 여름철 TX90p와 TN90p는 중국 동부에서 통계적으로 유의한(95% 신뢰구간, student's *t-test*) 양의 추세는 나타나지 않았고, 중국 서부지역에서 강한 양의 추세를 보였다, 그리고 한반도는 양의 추세가 봄철보다 약하였으며, TN90p는 한반도 남쪽 해변지역을 제외하고, 추세가 유의하지 않았다(Figure 3.14). 일본은 봄철보다 여름철에 TX90p와 TN90p에서 더 강한 양의 추세를 보였다. 가을철 TX90p는 중국 남부지역에서 상대적으로 강한 양의 추세를 보였고, TN90p는 봄철 추세와 비슷한 분포를 보였다.

TN25d는 여름철 중국 일부 지역을 제외하고 대부분 지역에서 유의한 추세를 보이지 않았다. TX25d는 봄철에 중국남동부, 대한민국 남한 지역에서 유의한 양의 추세가 나타났고, 여름철에는 중국 동북부 지역에서 강한 양의 추세를 보였다. 가을철에는 TX90p처럼 중국 남부지역에서 강한 양의 추세가 나타났다.

봄철 TXx와 TNx는 중국 북동부 및 북부 지역에서 상대적으로 강한 양의 추세가 나타났고, 대한민국과 일본은 TXx에서만 유의한 양의 추세를 보였다. 여름철에는 TXx와 TNx는 중국 북부 지역에서 상대적으로 높은 양의 값을 보였지만, 한반도와 일본은 유의한 값을 보이지 않았다. 가을철 TXx는 동아시아 많은 지역에서 강한 양의 추세를 보였으며, TNx는 중국 서부 지역에서 강한 양의 추세가 나타났다.

CDD 지수는 중국 북서부지역에 유의한 양의 추세를 보인 여름철을 제외하고 봄과 가을철에는 거의 유의한 추세를 보이지 않았다. 그리고, DTR 지수는 봄철에 중국 동부 및 남부 지역에서 강한 양의 추세가 나타났으며, 나머지 계절에는 유의한 추세를 보이지 않았다.

3.2.3.2. 동아시아 이상고온 변동성

동아시아 이상고온 지수의 공간 및 시간 변동성을 분석하기 위해서 주성분 분석을 수행하였다. 봄과 가을철에 가장 높은 값을 보여주는 DTR 지수를 제외하고, 대부분의 이상고온 지수들이 여름철에 가장 높은 값을 보이기 때문에 여름철에 대하여 주성분 분석을 수행하였다.

먼저 TX90p와 TN90p, TXx와 TNx에 대하여 주성분 분석의 공간분포(Figure 3.16, 3.17, 3.18, 3.19)는 상당히 비슷함을 확인 할 수 있다. 첫 번째 모드는 동아시아 basin 규모의 공간 변동 특성을 나타내고, 두 번째 모드는 동아시아 남북으로 쌍극자 패턴 특징을 보였다. 그리고 위 네 개 지수들에 대한 주성분 모드의 시계열 또한 유사한 특징을 보였는데 즉, 첫 번째 주성분 모드의 시계열은 대부분 트렌드 특성이 우세하고, 두 번째 모드는 경년 변동의 특징을 나타내었다. 특히 주성분 모드의 시계열 사이에 통계적으로 유의한 상관관계수 값을 보였다(Table 3.

2, 3.3). 첫 번째 모드에 대하여 TX90p는 TN90p, TXx, TNx 와 0.7 이상으로 상당히 높았으며, TN90p와는 0.9의 상관계수 값을 보였다. TXx는 TNx와 상당히 높은 0.81의 상관계수 값을 나타 내었다. 두 번째 주성분 모드에 대하여는 첫 번째 모드보다는 상관계수 값이 다소 감소하지만 첫 번째 주성분모드에 대하여 언급된 지수들 사이에 여전히 유의한 상관관계를 보였다.

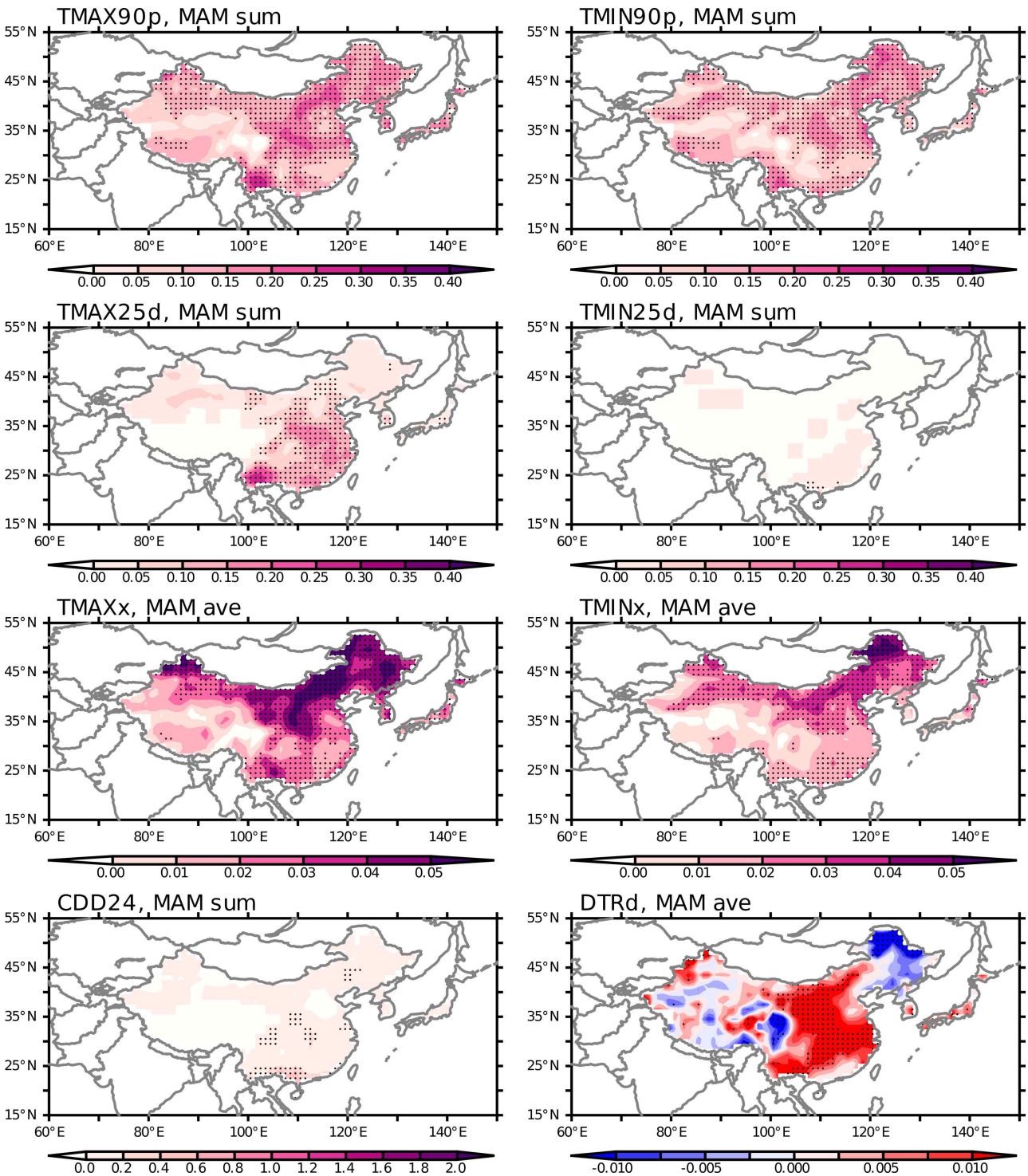


Figure 3.13. Spatial distribution of linear trends for the March-April-May extreme temperature indices.

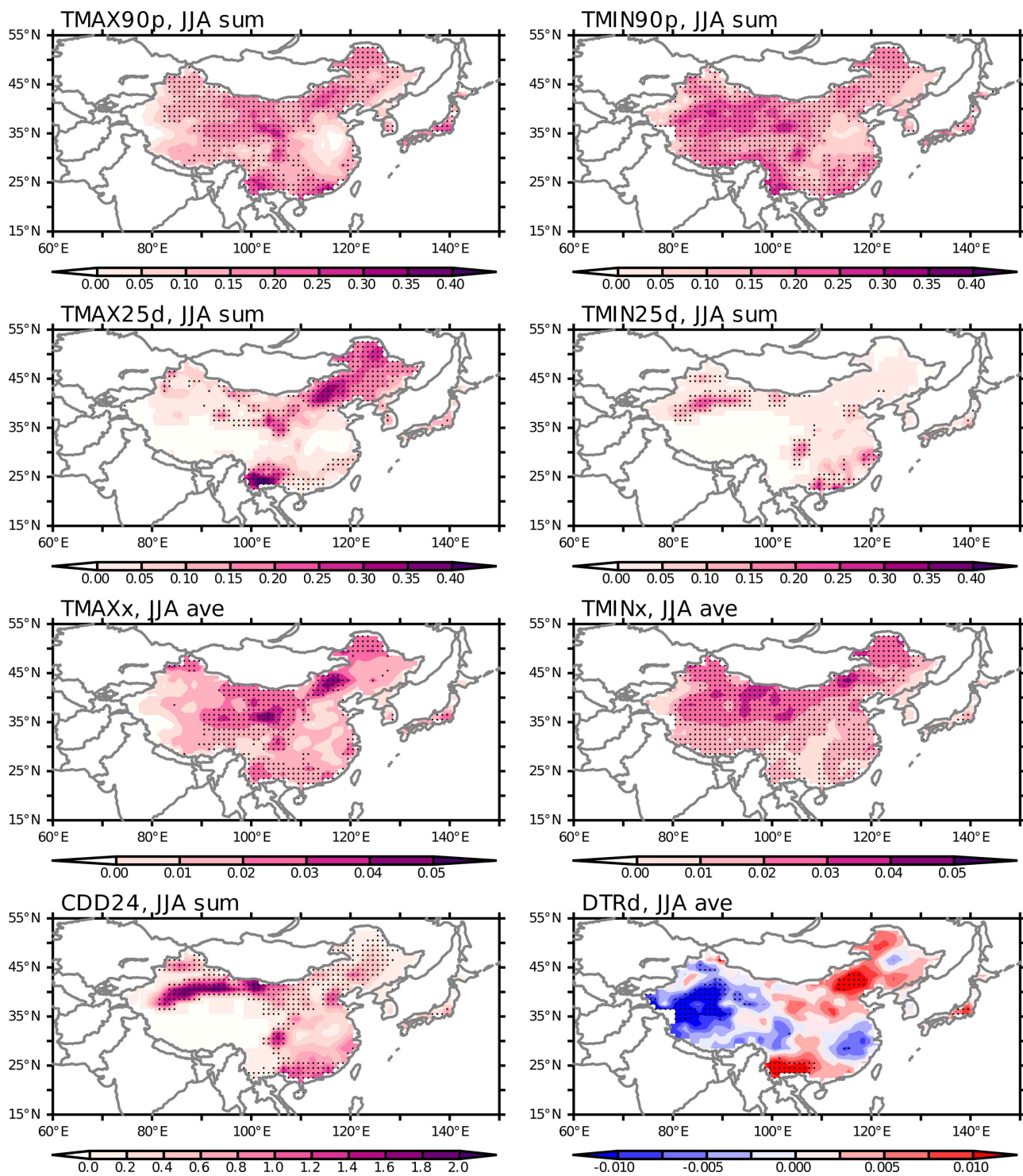


Figure 3.14. Spatial distribution of linear trends for the June-July-August extreme temperature indices.

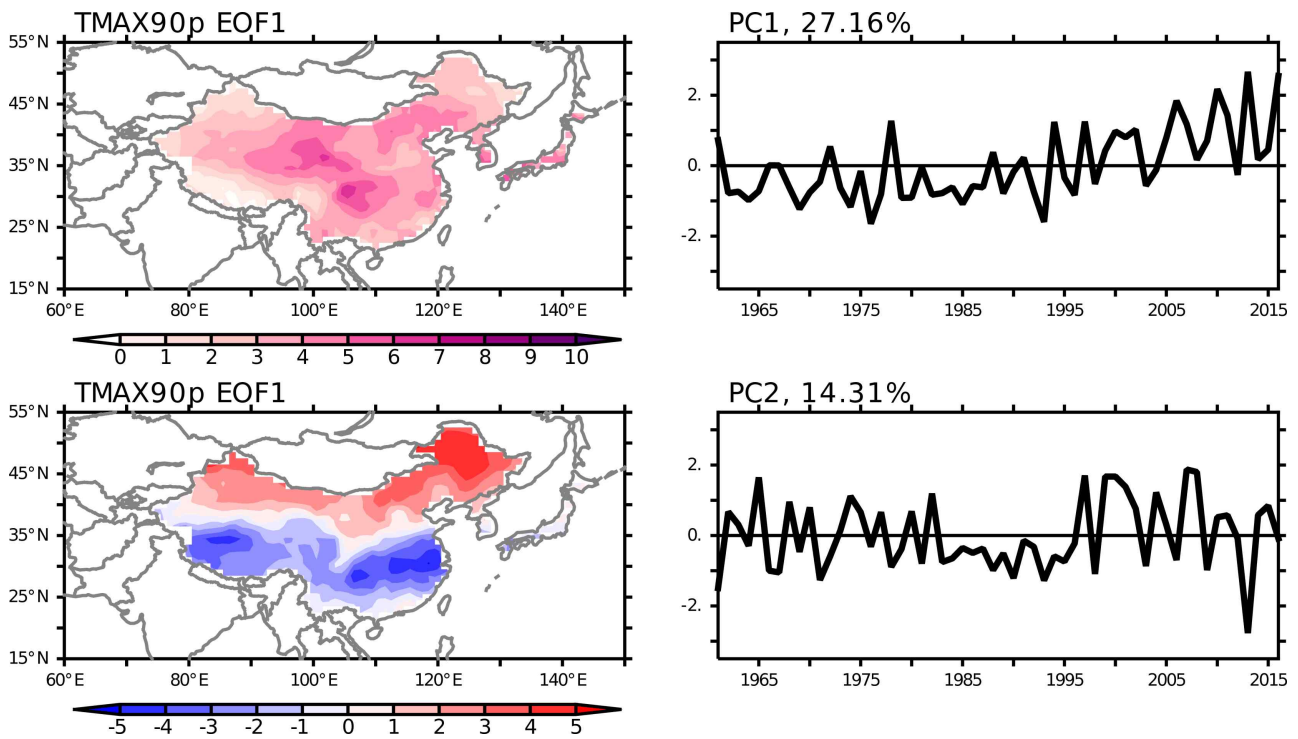


Figure 3.15. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August.

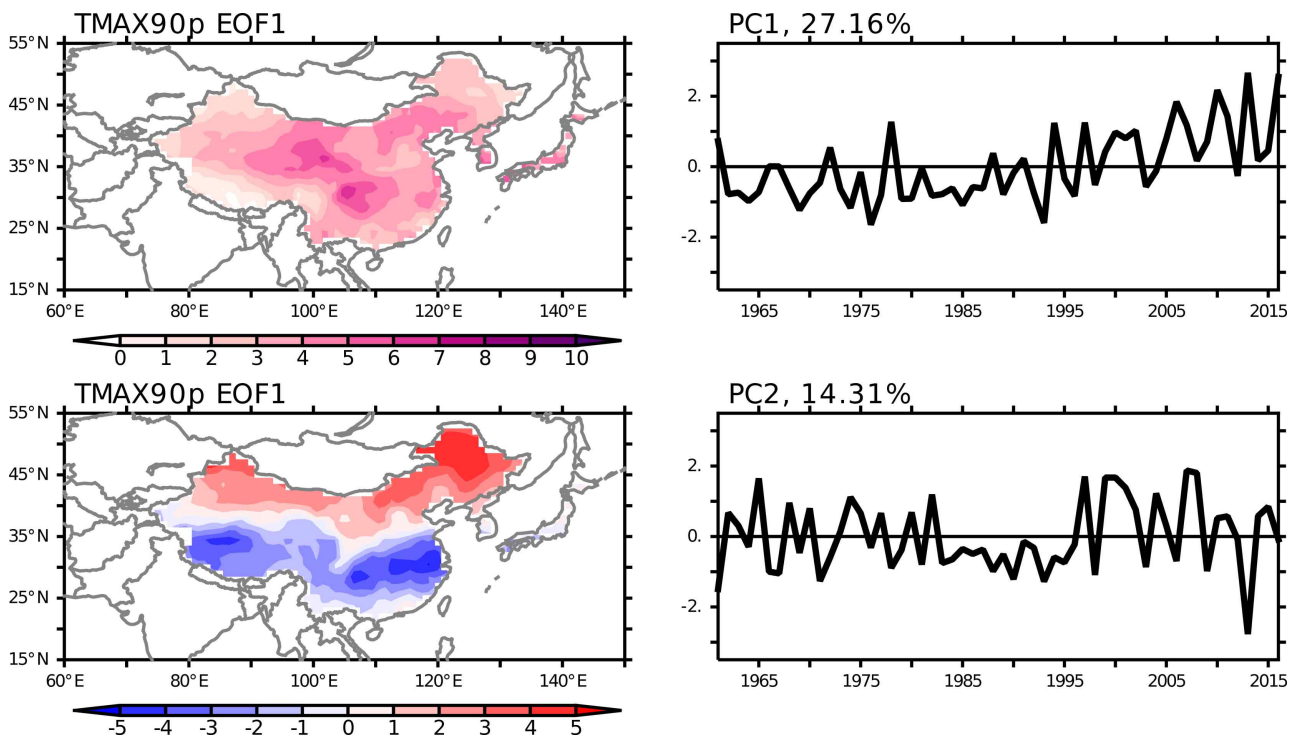


Figure 3.16. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August.

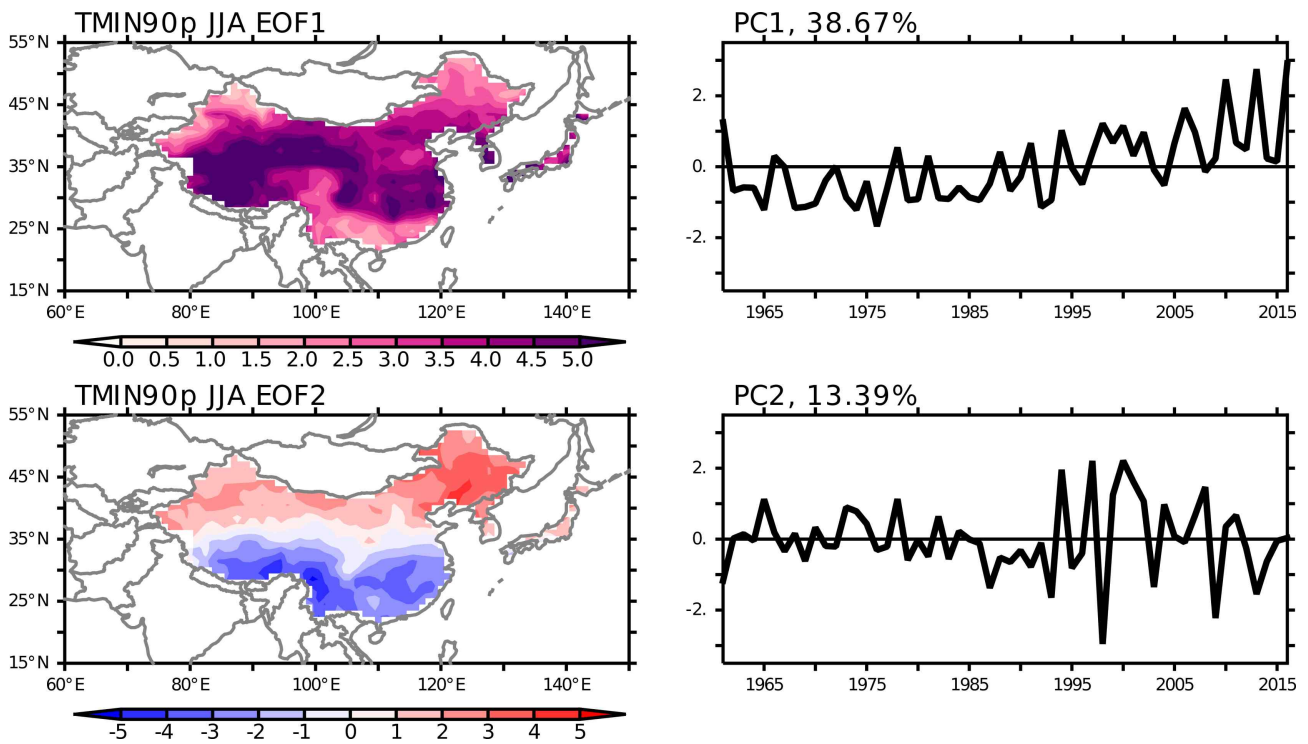


Figure 3.17. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of seasonal count of days when daily minimum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August.

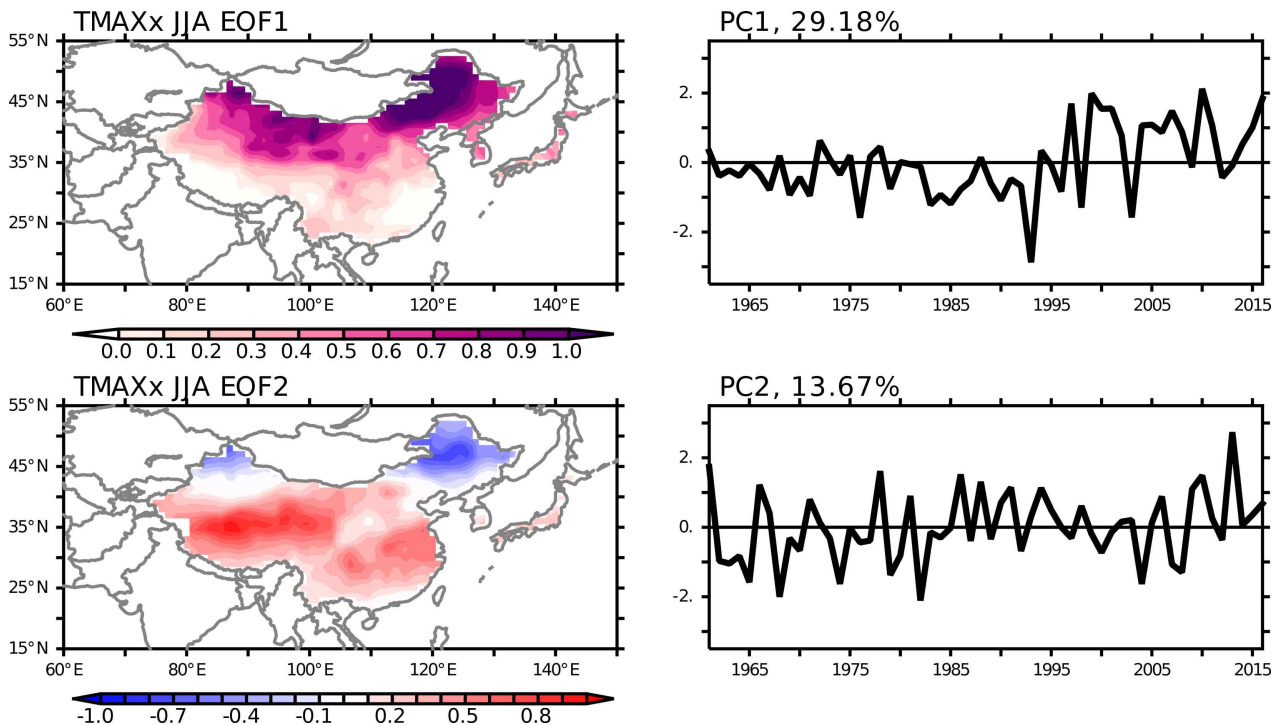


Figure 3.18. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of seasonal maximum of daily maximum temperature in June-July-August.

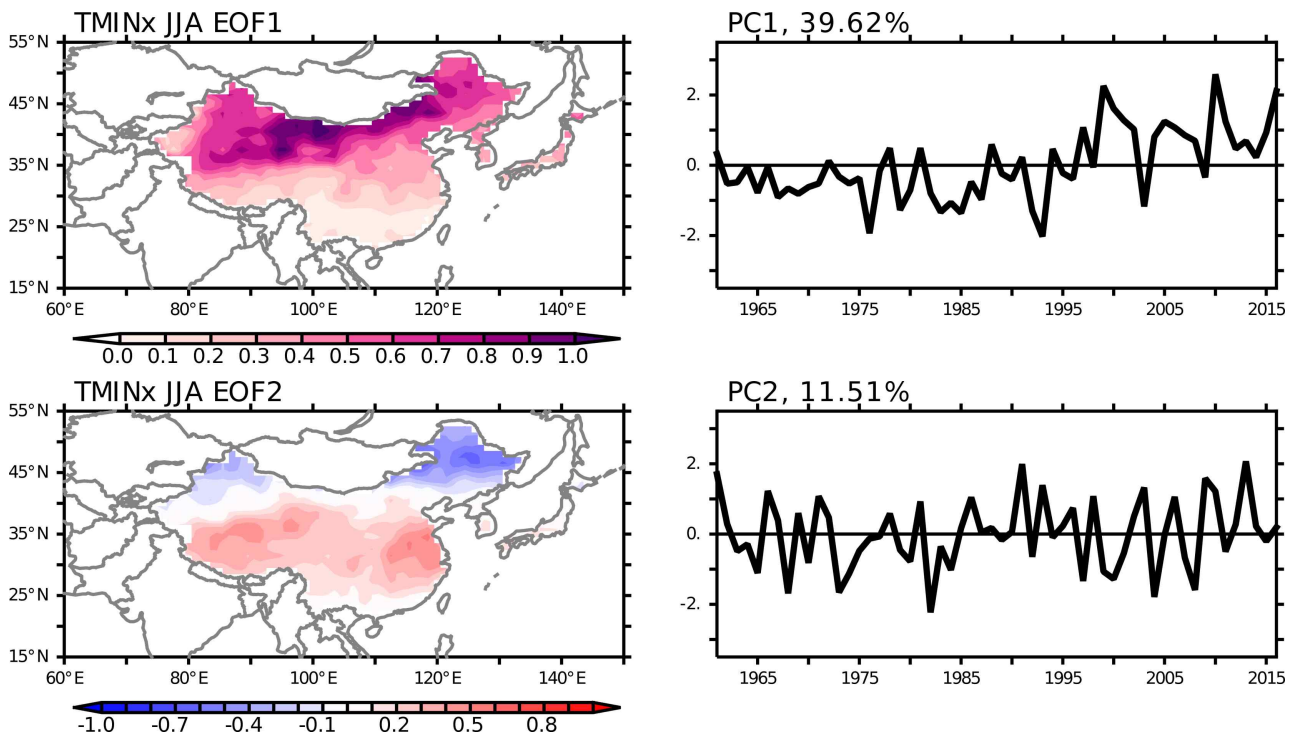


Figure 3.19. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of seasonal minimum of daily minimum temperature in June–July–August.

Table 3.2. Correlation coefficients of PC1 between TX90p, TN90p, TXx, and TNx.

PC1	TN90p	TXx	TNx
TX90p	0.91	0.74	0.82
TN90p		0.58	0.79
TXx			0.89

Table 3.3. Correlation coefficients of PC2 between TX90p, TN90p, TXx, and TNx.

PC2	TN90p	TXx	TNx
TX90p	0.70	0.69	0.73
TN90p		0.35	0.65
TXx			0.81

또한 1년 시간규모 (Figure 3.20)와 10-year running 평균(Figure 3.21)된 지수들의 상관관계 분석을 통해서 공간 규모에서 상관관계가 강한 지수들을 확인할 수 있다. 즉 TX90p는 TIN90p, TXx, TNx와 TN90p는 TXx, TNx, TXx는 TNx와 상관관계수 값이 0.8 이상의 지역들이 존재하였다. Table 3.2와 3.3, Figure 3.20과 3.21는 본 연구에서 사용된 여름철 이상고온 지수들의 변동성이 서로 상당히 유사함을 보여주며, 비슷한 역학과정과 관련될 수 있다는 것으로 시사한다. 이는 A2D 시간 규모에서 특정 이상고온기후 지수의 예측에서 상관관계가 높으며, A2D 시간규모에서 예측성이 좋은 지수로 대체하여 활용할 수 있다는 것을 의미하며, 이는 차년도 연구에서 예측성이 좋은 이상 고온 지수를 간접적으로 활용할 수 있는지 분석할 것이다.

봄철과 가을철에 상당히 사람들의 건강에 영향을 미치는 DTR에 대하여 주성분 분석을 수행하였다 (Figure 3.22, 3.23). 앞서 분석한 4개의 지수와는 달리 시간 변동성 측면에서는 뚜렷한 추세를 보여주지 않았다. 공간 변동성 측면에서는 첫 번째 모드는 봄철과 가을철 모두 중국 산둥 성과 허난 성을 중심으로하는 동부 지역에 강한 변동성을 보이고 있으며, 두 번째 모드는 첫 번째 모드에서 강한 변동성 지역을 경계로 봄철에는 북동쪽과 남서쪽으로, 가을철에는 북서쪽과 남동쪽으로 쌍극자 구조의 형태를 보였다.

여름철 CDD 주성분 모드들 공간 패턴(Figure 3.24)은 예상과는 달리 여름철 다른 이상고온 지수들의 경향성을 따르기보다는 Figure 3.14에서 보여주는 CDD 자체의 추세 패턴을 따르는 것이 확인되었다. 첫 번째 모드는 추세 경향을 보여주고 있고, 두 번째 모드는 강한 추세를 보여주는 중국의 좁은 띠 형태의 북서부지역과 상대적으로 추세 경향을 유의하지 않은 동부지역에서 쌍극자 형태의 공간 패턴을 나타내고 있다.

여름일수인 TX25d의 주성분 모드의 공간 분포(Figure 3.25)는 중국 동부/북동부 지역, 한반도, 일본에 변동성이 집중되어 있는 것으로 확인되었으며, 이는 동아시아 서부, 특히 티벳 고온 지역은 본 연구에서 여름일수 기준 온도를 넘는 날이 거의 없기 때문인 것으로 보인다. 열대야 일수인 TN25d의 주성분 모드 분석에서 나타나는 특징(Figure 3.26)은 TX25d와 달리 중국 동부/동남부 지역이 그 변동성이 집중되어있다는 것이다.

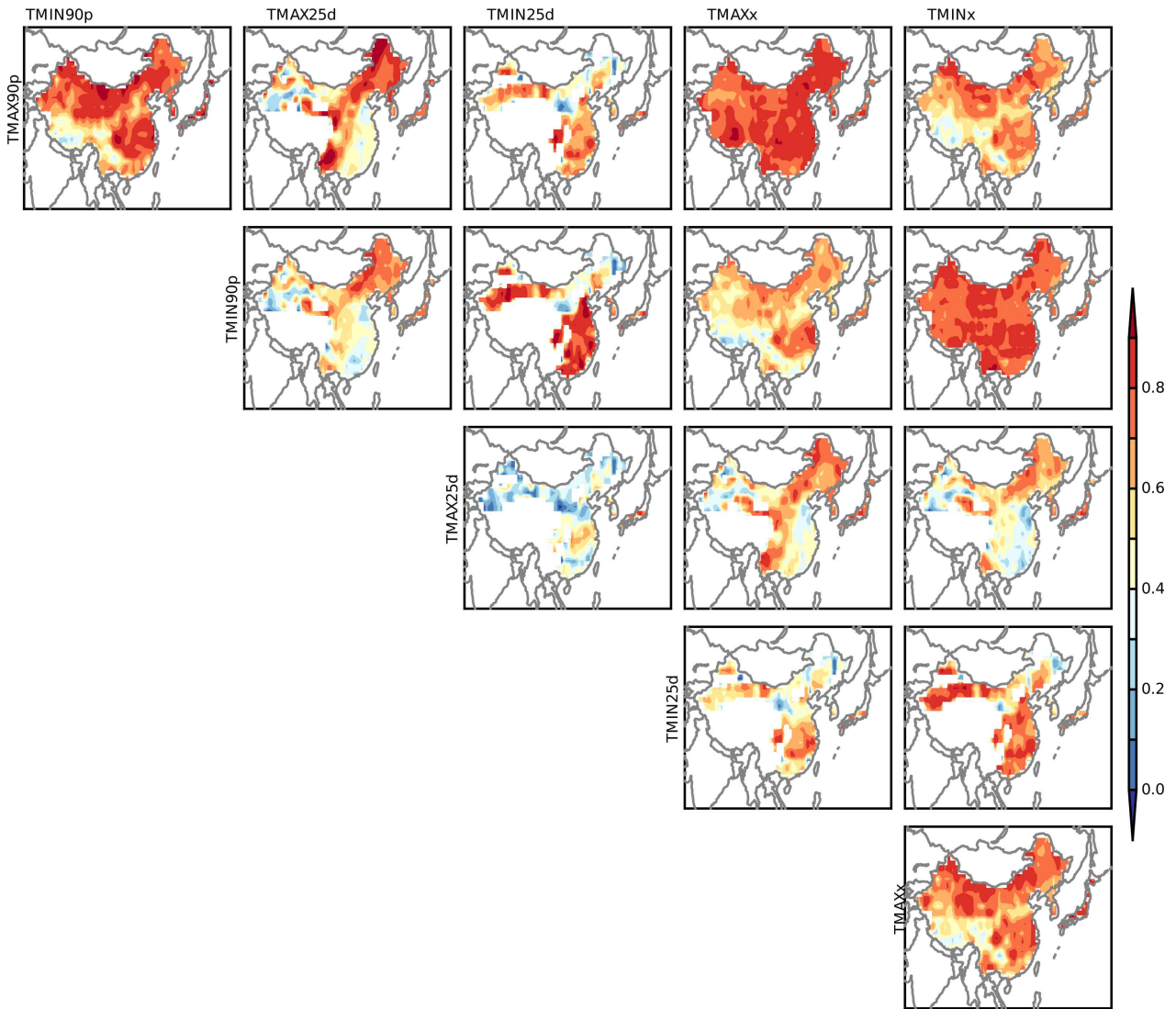


Figure 3.20. Spatial distribution of correlation coefficients at each grid point between extreme temperature indices over June-July-August.

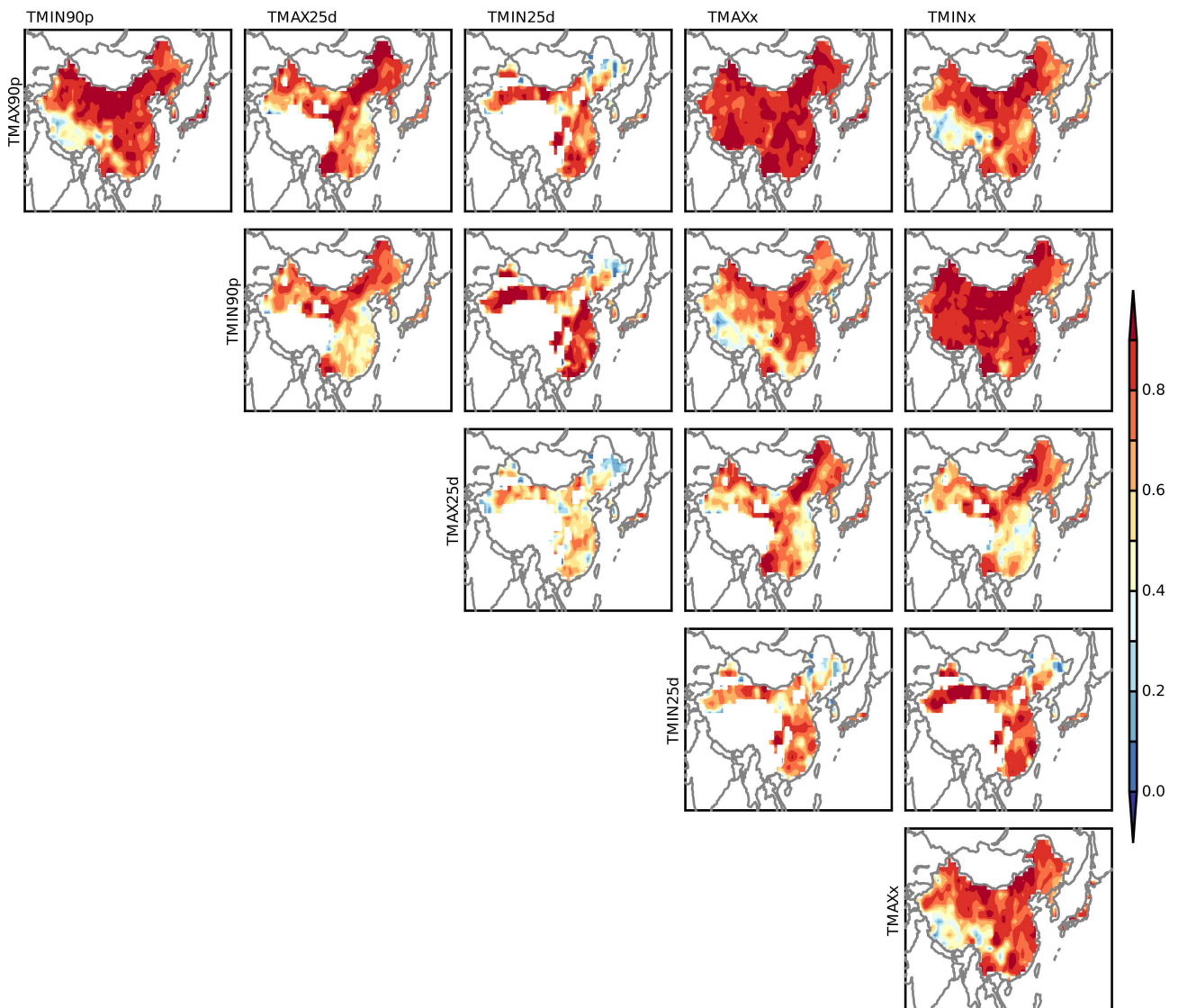


Figure 3.21. Spatial distribution of correlation coefficients at each grid point between extreme temperature indices in June-July-August averaged over 10-year running window.

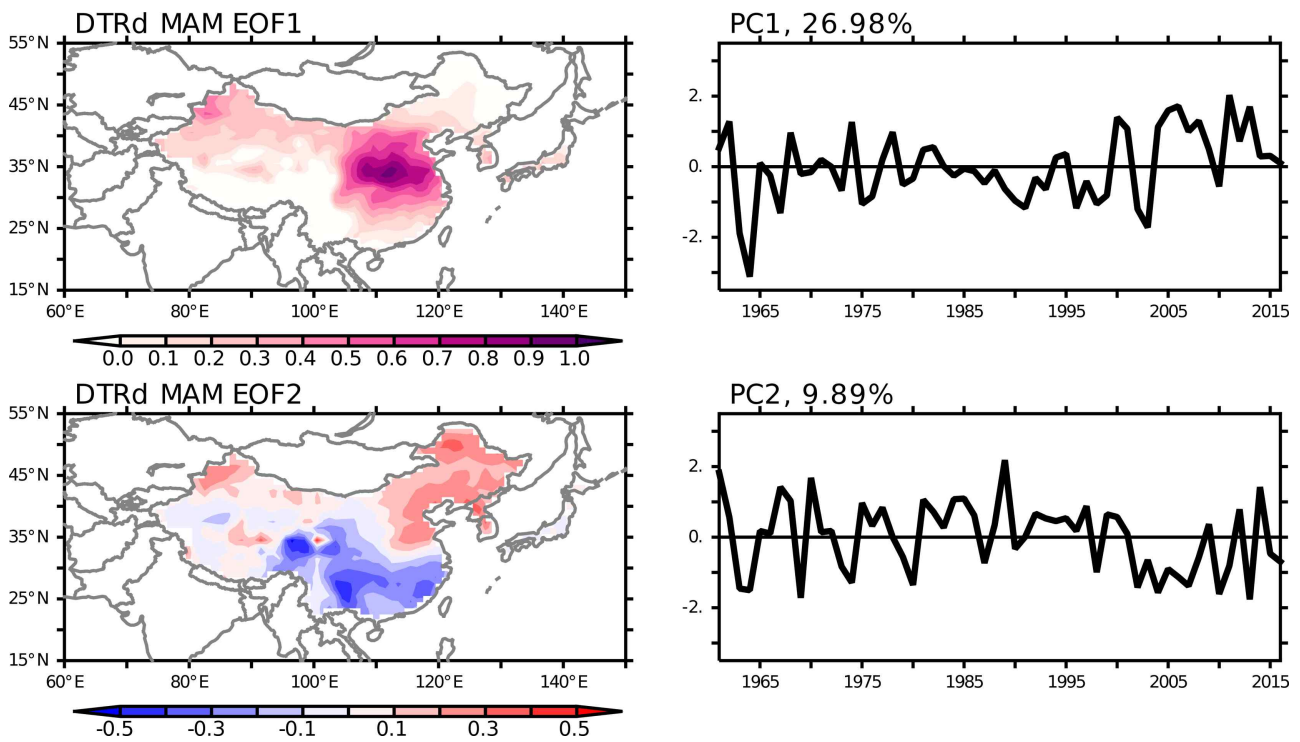


Figure 3.22. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of daily temperature range (DTR) in March–April–May

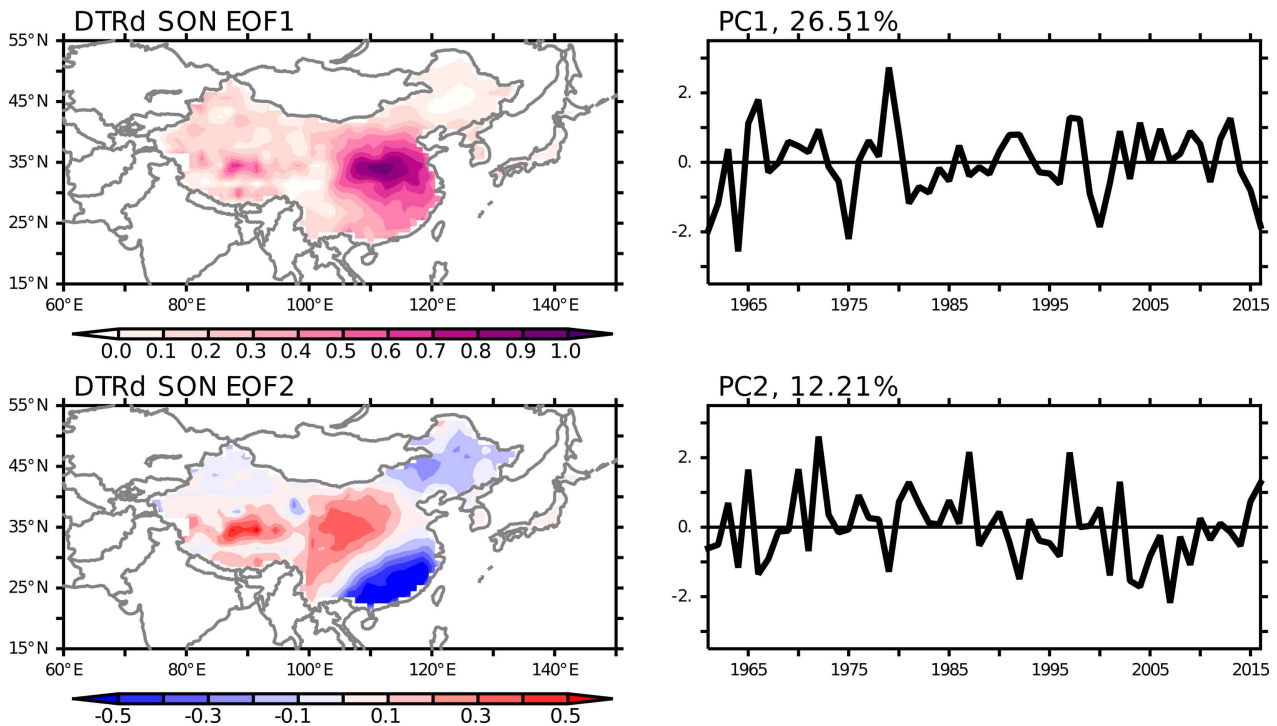


Figure 3.23. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of daily temperature range (DTR) in September–October–November.

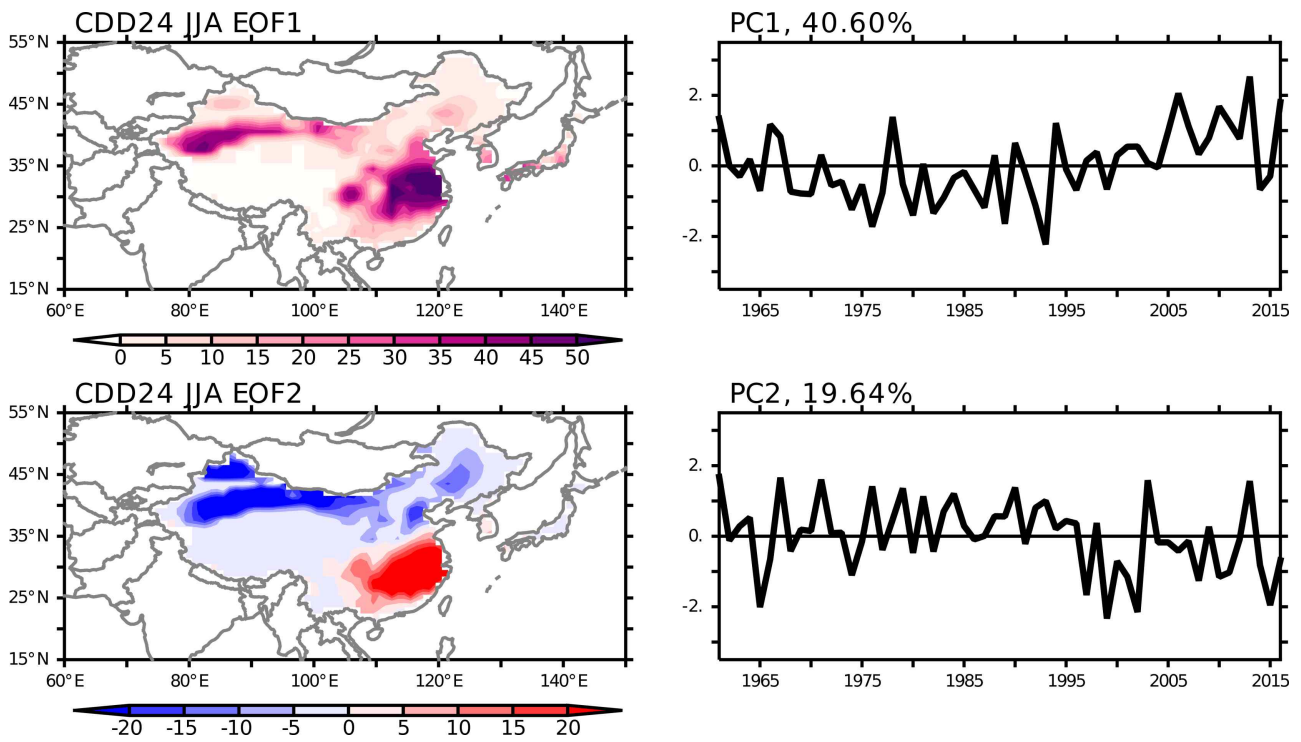


Figure 3.24. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of Cooling Degree Days (CDDs) in June-July-August

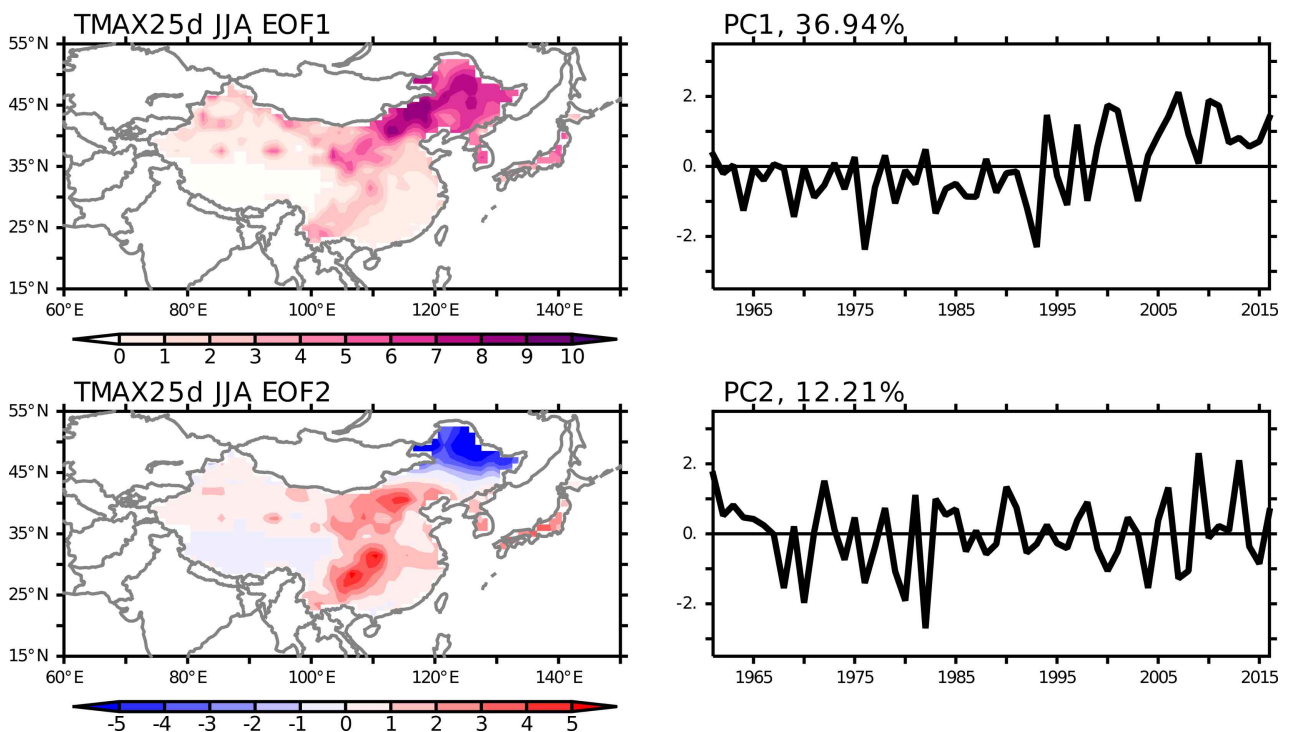


Figure 3.25. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of number of summer days (SU) in June-July-August. The SU is defined as seasonal count of days when daily maximum temperature $> 25^{\circ}\text{C}$.

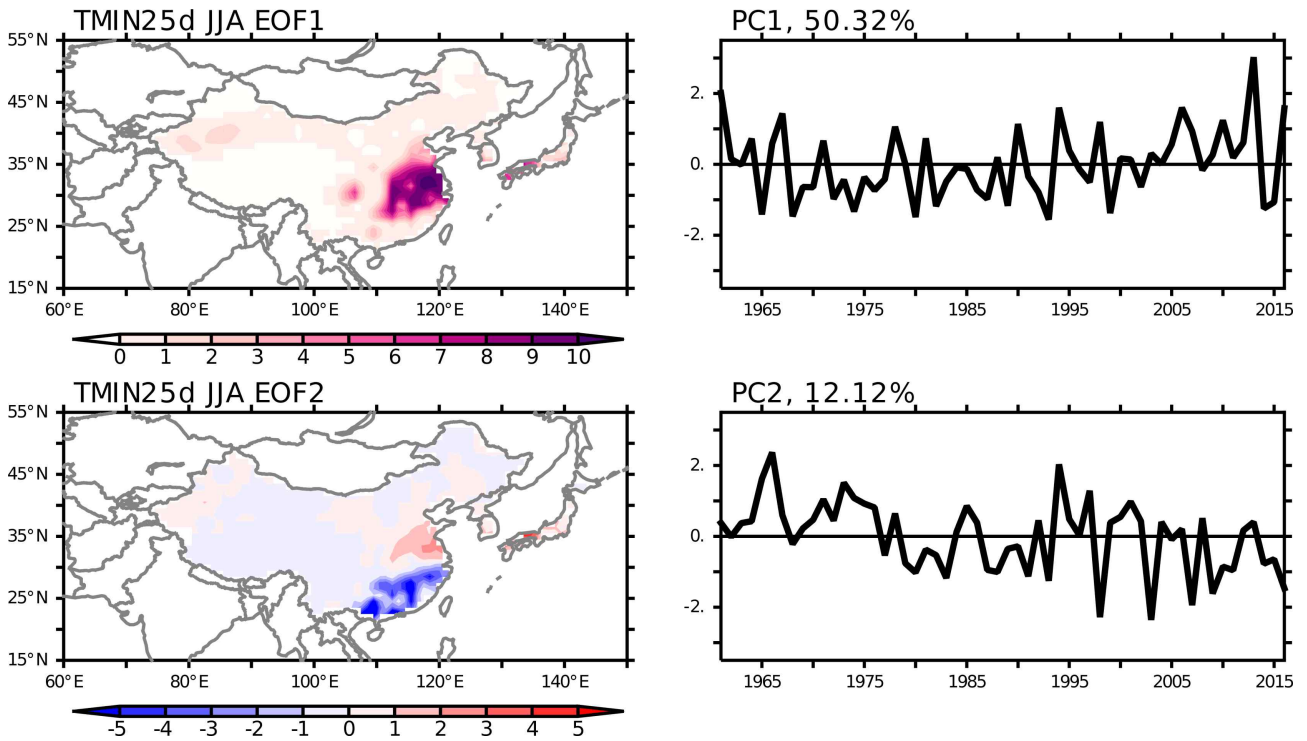


Figure 3.26. (left panels) Spatial distribution and (right) principal coefficient time-series for (upper) first and (lower) second EOF modes of number of tropical nights (TR) in June-July-August. The TR is defined as seasonal count of days when daily minimum temperature $> 25^{\circ}\text{C}$.

3.2.3.3. 동아시아 TX90p 관련 기후인자 분석

이전 절까지 한국 기상청에서 정의한 고온 관련 8종의 이상기후지수들에 대한 추세와 시공간 변동성을 분석하였다. 아울러 지수들 간의 유의한 상관관계가 있음을 확인하였다. 아울러 TX90p는 다른 지수들과 시공간적으로 상당히 상관관계가 유의함을 보여주었다. 그러므로, 8종의 이상기후 지수들에 모두에 대한 변동성 및 관련 역학 분석을 수행 하기보다는 TX90p에 대한 분석만 진행하였다.

온난일 지수인 TX90p 관련 첫 번째 및 두 번째 주성분 모드의 시계열들과 SST, 500hPa 지위고도, 해면기압 (Figure 3.27), OLR, 상하층 유선함수(Figure 3.28)와 상관관계 분석을 통해 관련 역학 분석 수행 및 기후인자들을 추출하였다. 첫 번째 모드는 동아시아 전지역으로 확장된 500hPa 지위고도 편차, 동인도양, 대서양, 북서 태평양에서 SST와 강한 양의 상관관계를 보였다. 특히 북서 태평양에서 양의 해수면 온도 편차는 대류강화로 이어지고 이와 같은 대류활동은 Gill-type 대기반응을 유도하여 하층 저기압성 순환 편차, 상층 고기압성 편차가 발달하는 경압대기 구조의 원인이 되었으며, 상층에서 파동전파로 동아시아 지역 고기압성 편차 발달을 유도하는 것으로 분석되었다. 두 번째 모드는 동아시아 북쪽에서 양의 지위고도 편차, 남쪽으로 음의 지위고도 편차의 영향을 받으며, 이는 유의한 양의 상관관계를 보이고 있는 북대서양에서의 삼극자 SST 편차 분포와 이와 관련된 대기에서의 NAO(North Atlantic Oscillation)-like 원격상관 패턴과 관련이 있는 것으로 보인다. 역학적으로 설명가능하며 SST 편차와 유의한 상

관관계를 갖는 지역을 선택하여 북서태평양 SST (WNPS) 와 북대서양 삼극자 SST (NAT_T) 지수를 추출하였다. WNPS 지수는 140° E~160° E, 10° N~20° N 영역에서 평균된 SST 편차로서 정의되고, NAT_T 지수는 삼극자 SST 북쪽 지역 (70° W~10° W, 53° N~63° N)과 남쪽지역 (90° W~40° W, 20° N~30° N)에서 평균된 SST 편차를 평균하고, 삼극자 중간지역 (70° W~15° W, 36° N~49° N)에서 평균된 SST 편차를 빼는 것으로 정의되었다.

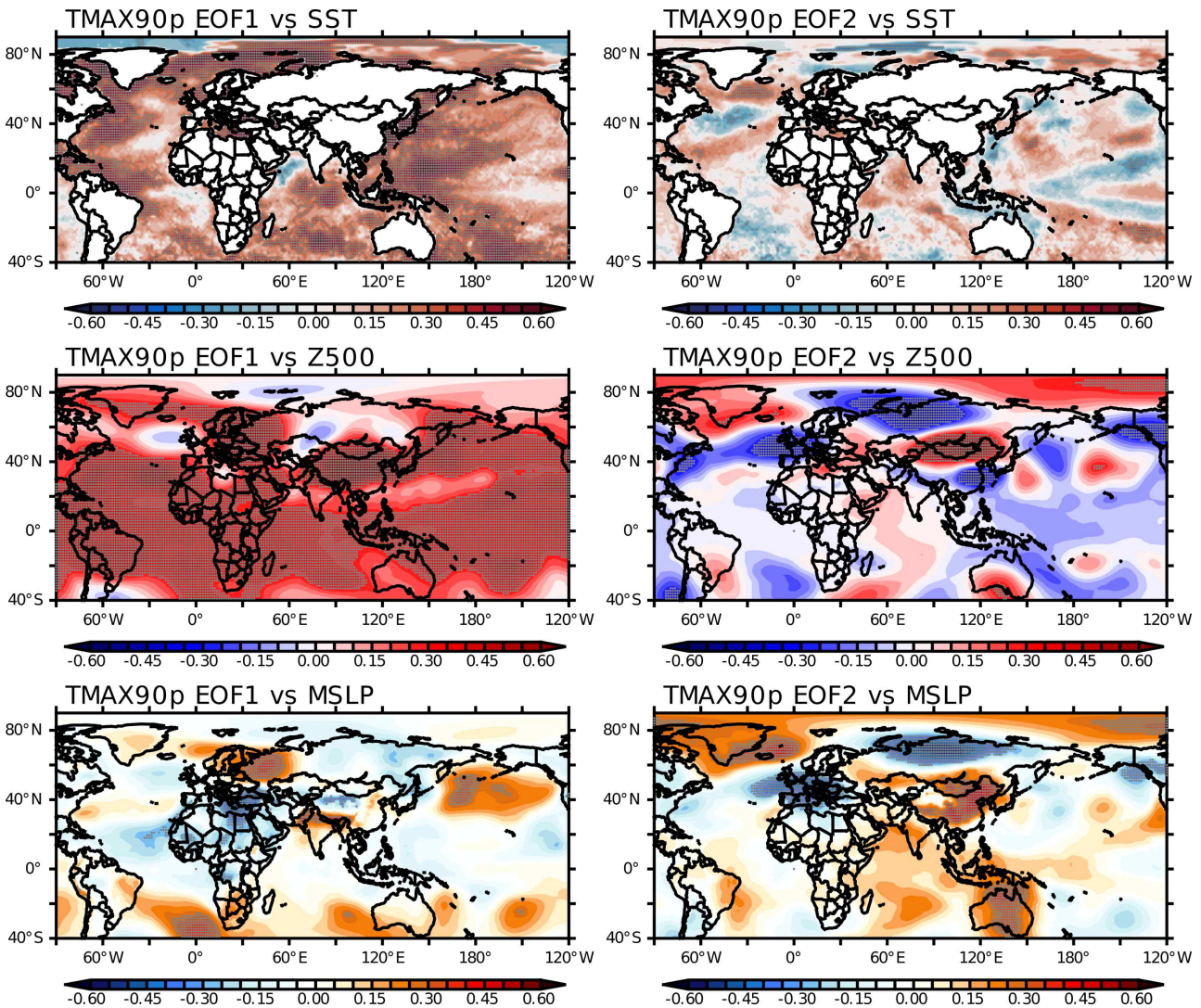


Figure 3.27. Spatial distribution of correlation coefficients of (upper) SST, (middle) 500hPa geopotential height, (lower) sea level pressure anomalies with principal coefficient time-series for (left) first and (right) second EOF modes of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August.

동아시아 여름 온난일 경년 변동에 영향을 미치는 기후인자로서 추출된 WNPS와 NAT_T 지수들과 1년, 5년, 10년 시간 규모에서 동아시아 여름철 온난일 주성분 모드 시계열과 상관관계 및 시간 변동 패턴 분석결과는 Figure 3.29에서 보여준다. 우선 1년 시간규모에서 WNPS 지수는 통계적으로 유의한 양의 상관관계 (0.57), NAT_T 지수는 음의 상관관계(0.42) 특징을 보였

다. 5년과 10년 시간 규모에서 변동성 상관관계 분석은 지수들과 주성분 모드 시계열을 5년과 10년 이동 평균을 한 뒤에 수행되었다. WNPS 지수는 첫 번째 주성분 모드 시계열과 5년 시간 규모에서 0.92, 10년 시간 규모에서 0.96으로 대폭 증가하였다. NAT_T지수와 두 번째 주성분 모드 시계열과는 5년 시간규모에서 0.30으로 다소 감소하지만, 10년 시간규모에서 0.57로 증가하였다.

Figure 3.30과 3.31는 각각 WNPS 및 NAT_T 지수와 동아시아 온난일(즉 TX90p)과 상관관계 수 공간분포이다. 먼저 WNPS 지수와는 1년 시간규모에서 중국 북부 및 남동부 지역에서 한반도 남한, 일본 남부 지역에서 유의한 양의 상관관계 수 값을 보였다. 5년과 10년 시간규모에서는 티벳 고원 지역을 제외하고 상관관계 수 값이 대폭 증가하였다. 그리고 NAT_T 지수에 대하여 WNPS 지수와 달리 동아시아 남북 방향으로 쌍극자 구조를 보였다. 즉 중국 북부 지역에서 양의 상관관계, 남부 지역에서 음의 상관관계를 나타내었다. 5년과 10년 시간규모에서 티벳 고원 지역에서 음의 상관관계, 중국 나머지 지역, 한반도에서만 유의한 상관관계를 보였다.

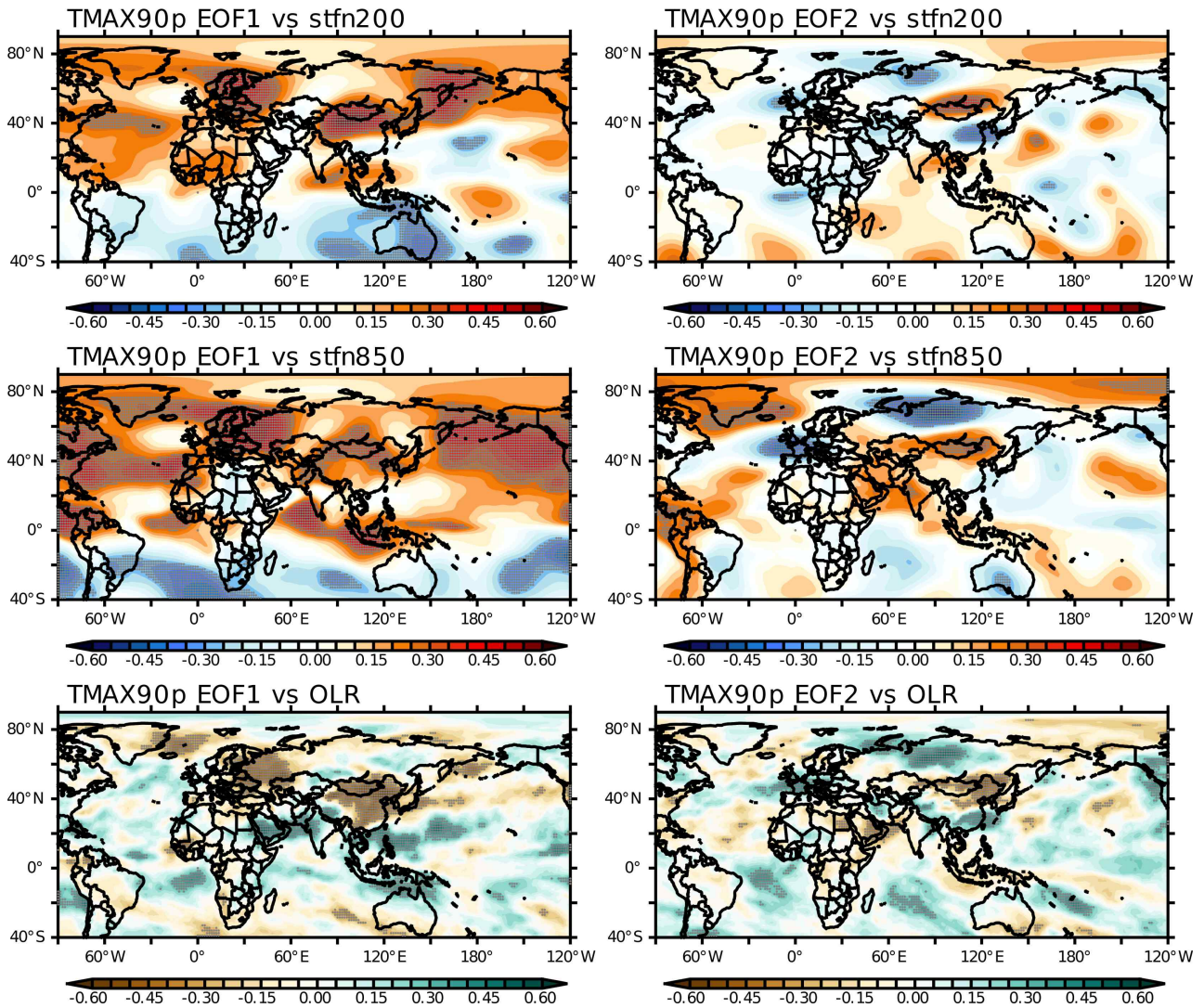


Figure 3.28. Spatial distribution of correlation coefficients of (upper) 200hPa stream function, (middle) 850hPa stream function, (lower) outgoing longwave radiation anomalies with principal coefficient time-series for (left) first and (right) second EOF modes of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June–July–August.

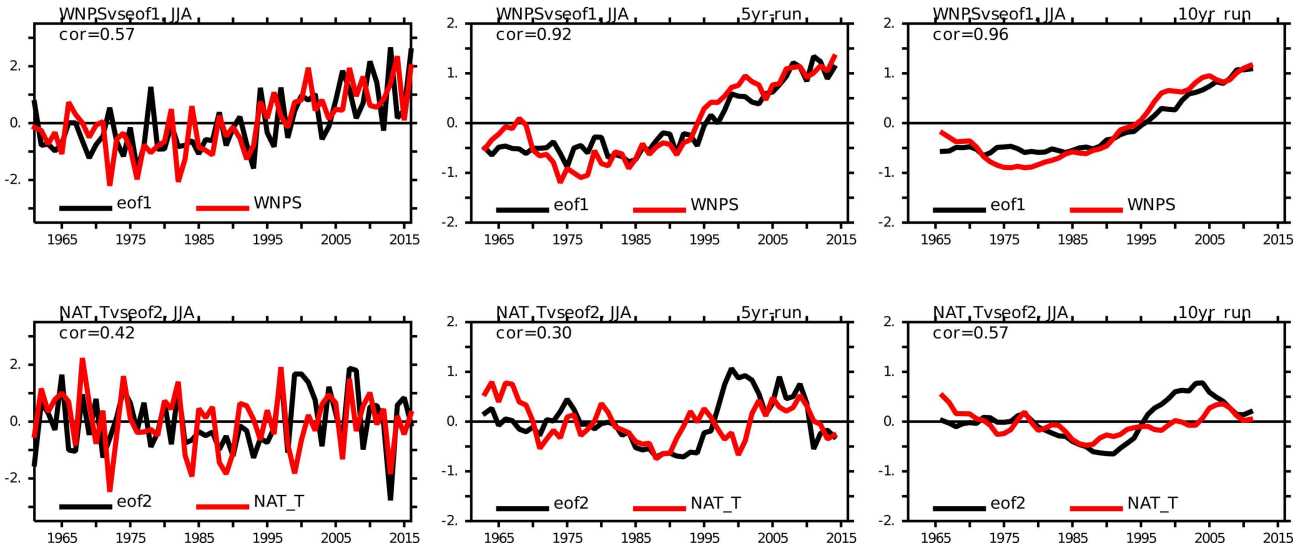


Figure 3.29. (upper) time series of Western North Pacific SST index and principal coefficients (PCs) for first EOF mode of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June–July–August, and (lower) time series of North Atlantic tripole SST mode and PCs for second EOF mode on (left) one-year, (middle) five-year, and (right) 10-year time scales.

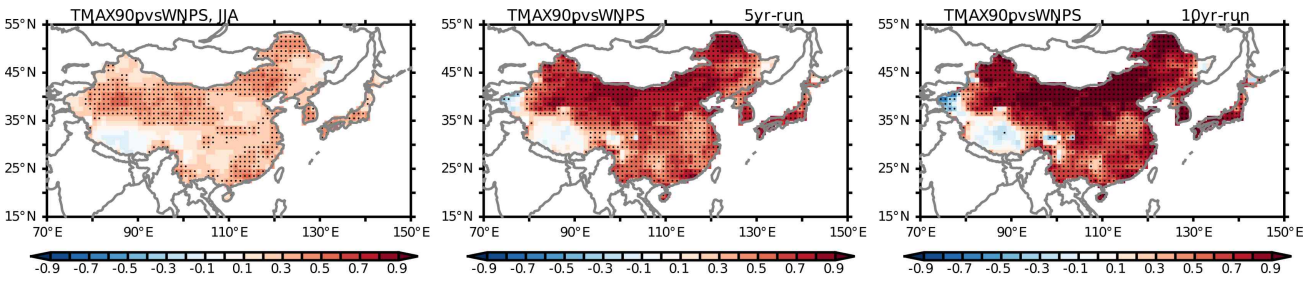


Figure 3.30. Spatial distribution of correlation coefficients between Western North Pacific SST index and principal coefficients (PCs) for first EOF mode of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June–July–August in one-, five-, and ten-year time scales. The five- and ten-year running mean is applied to the indices in order to estimate the correlation coefficients in five-, and ten-year time scales.

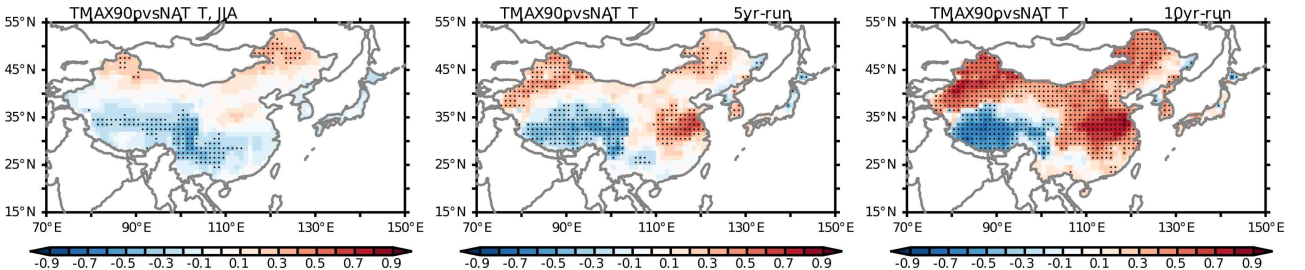


Figure 3.31. Spatial distribution of correlation coefficients between North Atlantic tripole SST index and principal coefficients (PCs) for second EOF mode of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June–July–August in one-, five-, and ten-year time scales. The five- and ten-year running mean is applied to the indices in order to estimate the correlation coefficients in five-, and ten-year time scales.

Figure 3.32은 주성분 분석에서 얻은 기후인자들 외에 13개의 주요 기후모드들과 주성분 모드 시계열과 1년, 5년, 10년 시간규모에서 상관관계 heatmap 분포를 보여준다. 먼저 첫 번째 모드는 1년 시간규모에서 IOBM (Indian Ocean Basin Mode), TNA (Tropical North Atlantic), AMO (Atlantic Multidecadal Oscillation)와 유의한 상관관계를 보였고, 두 번째 모드는 본 연구에서 얻은 NAT_T와 관련된 NAO와 만 유일하게 유의한 상관관계수를 보였다. 5년과 10년 시간규모에서 첫 번째 모드는 위에 언급된 3개의 기후지수 포함하여 DMI (Dipole Mode Index), NINO3, TSA (Tropical South Atlantic), PDO (Pacific Decadal Oscillation)도 유의한 상관관계수 값을 나타내었다. 두 번째 모드는 인도양 모드들 즉, IOBM, DMI와 통계적으로 유의한 상관관계수 값을 보여주었다. 그리고, 태평양과 대서양에서 장주기 모드인 IPO (Interdecadal Pacific Oscillation) 혹은 PDO, AMO와 상관관계수값이 통계적으로 유의한 수준이었다. 전반적으로 본 연구에서 추출된 기후인자들이 다른 주요 기후인자들 보다 더 큰 상관관계수 값을 가지고 있음을 확인하였다.

3.2.3.4. 동아시아 TX90p와 관련 기후인자와 관계 시기별/강도별 민감도 분석

본 절에서는 이전 절에서 분석된 기후인자와 동아시아 온난일과 관계에 대한 시기별/강도별 민감도를 분석하였다. 먼저 Figure 3.33은 동아시아 TX90p 관련 첫 번째 주성분 모드 시계열과 WNPS 지수, 두 번째 주성분 모드 시계열과 NAT_T 지수와 10년 이동 상관관계수값의 변화를 보여준다. 상관관계의 변동을 북대서양과 태평양에서의 장주기 모드 변동 즉, 각각 AMO 와 IPO 변화를 함께 나타내었다. 여기서 IPO와 AMO는 10년 이동 평균된 값을 보여준다. 첫 번째 모드와 WNPS, 두 번째 모드와 NAT_T의 관계가 1980년대와 1990년대, 그리고 2010년대 이후 강한 양의 상관관계를 갖고 그 외 시기에는 관계가 상당히 약해짐을 확인할 수 있다. 이와 같은 상관관계의 변화는 AMO 보다는 IPO와 연결시킬 수 있는데, 주성분 모드와 관계가 강해지는 시기는 양의 IPO일 때 이며, 음의 IPO일 때 상관관계가 상당히 작아지는 것을 보여준다.

Figure 3.34와 3.35은 동아시아 TX90p 관련 기후인자들의 강도가 AMO, IPO 위상별 어떻게 변동하는지 보여준다. 이 Figure들에서는 기후인자의 10년 이동 강도와 10년 이동평균 AMO, IPO를 보여주는데, 기후인자의 10년 이동강도는 10년 기간에서 위상별 지수 크기의 평균으로서 평가되었다. 먼저 Figure 3.34에서는 양의 IPO 기간동안 상대적으로 음의 NAT_T 지수의 강도가 커지며, 음의 IPO 기간동안 양의 NAT_T 지수의 강도가 상대적으로 더 커지는 것을 확인할 수 있다. 10년 평균 IPO 지수는 양의 NAT_T 지수 강도와 -0.59, 음의 NAT_T 지수강도와 0.42의 상관관계수 값을 보였다. 그리고, AMO에 대해서는 양의 지수 강도와 좀 더 강한 상관관계수 값을 가졌는데, 양의 NAT_T와 0.72, 음의 NAT_T 지수 강도와 -0.60이었다. 또 다른 여름철 TX90p 관련 기후인자인 WNPS 지수 강도는 AMO, IPO 둘다 모두 비슷한 강한 상관관계를 보였다. IPO가 양(음)의 위상일 때 음(양)의 WNPS 지수 강도가 양(음)의 강도보다 더 크고, 이와 반대로 AMO가 양(음)의 위상일 때 양(음)의 WNPS 지수 강도가 더 컸다. 두 기후인자 위상별 강도와 모두 상관관계가 강한 AMO를 NAT_T와 WNP 지수의 A2D 예측에서 활용(스토리라인 리스트 등) 하면 좋을 것으로 보인다.

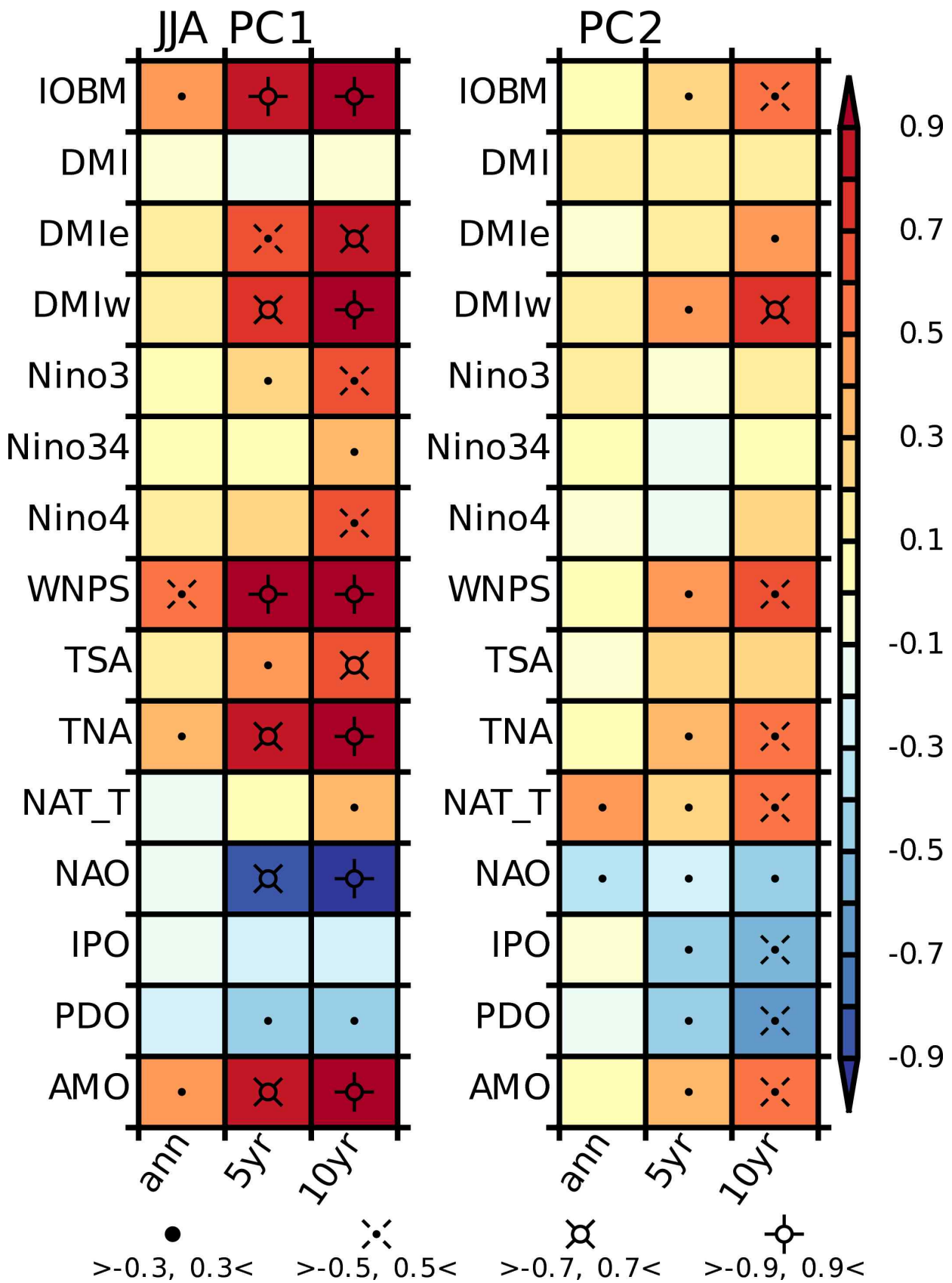


Figure 3.32. Heatmap of correlation coefficients between climate variability indices and principal coefficient time-series for (left) first and (right) second EOF modes of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August.

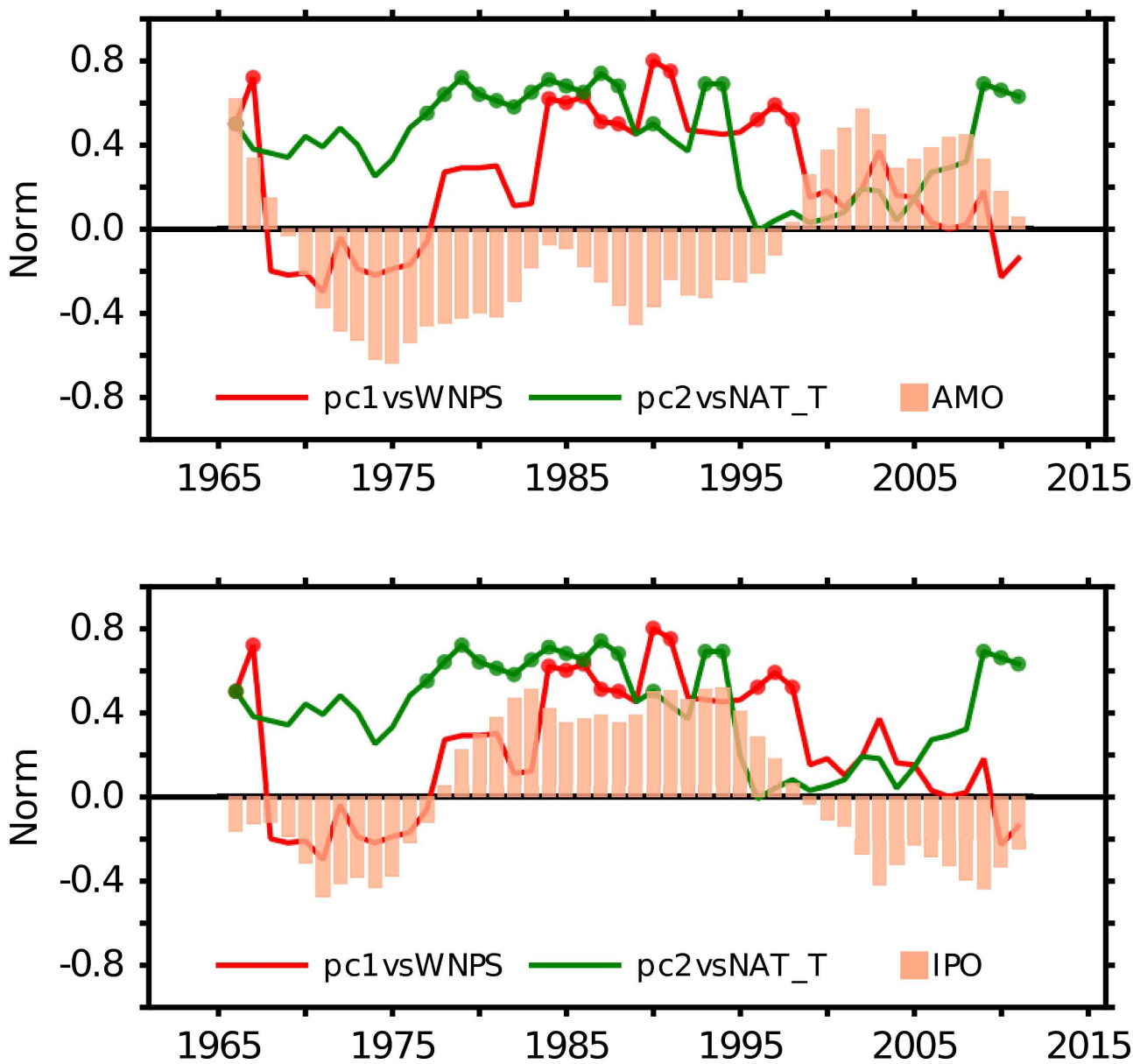


Figure 3.33. Change in correlation coefficients of principal coefficients for the first and second EOF modes of seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August with Western North Pacific SST index (red line) and North Atlantic tripole SST index (green line), respectively, over the 10-year running windows. The 10-year running averaged (upper panel) AMO and (lower) IPO indices are also shown with orange bars. All indices are normalized for simple comparison. The correlation coefficients that are statistically significant a 90% level are indicated with dots

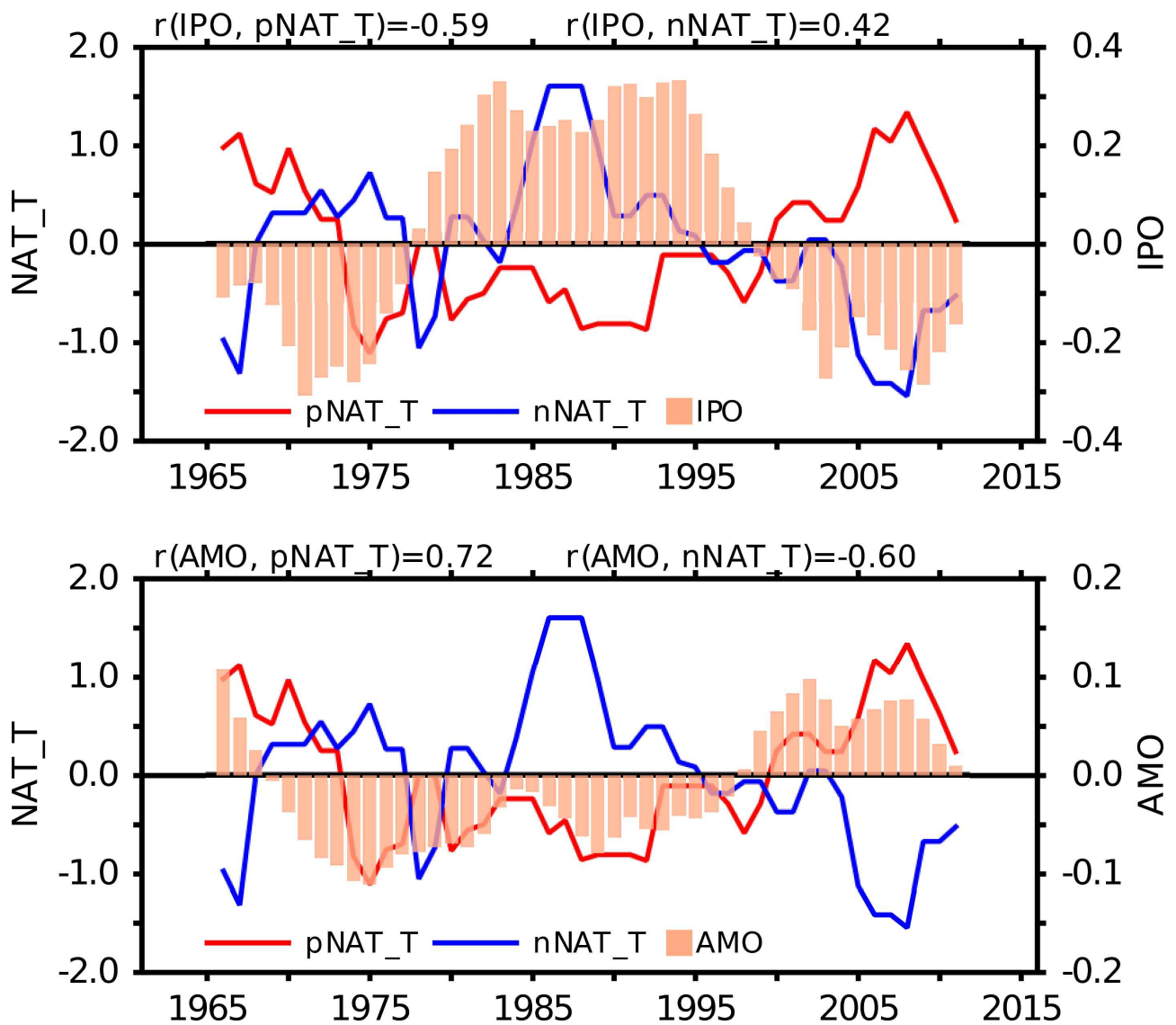


Figure 3.34. Temporal change in amplitude of positive (red line) and negative (blue line) North Atlantic tripole SST indices estimated over 10-year running windows. The 10-year running averaged (upper panel) IPO and (lower) AMO indices are also shown with orange bars. The amplitude is computed as the average of positive or negative values of indices over the running window

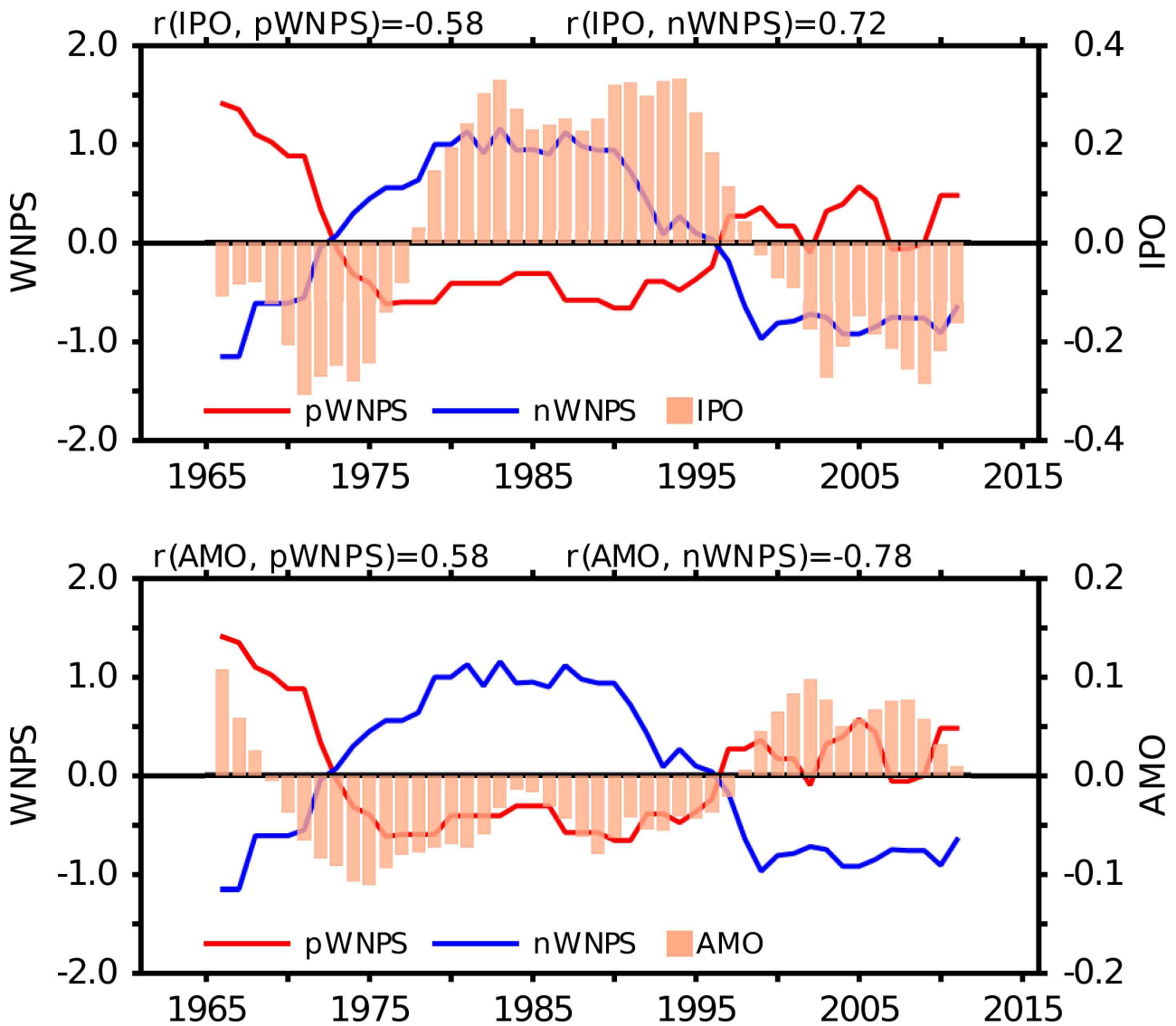


Figure 3.35. Temporal change in amplitude of positive (red line) and negative (blue line) Western North Pacific SST indices estimated over 10-year running windows. The 10-year running averaged (upper panel) IPO and (lower) AMO indices are also shown with orange bars. The amplitude is computed as the average of positive or negative values of indices over the running window

3.2.3.5. 동아시아 여름철 온난일 변동에 대한 기후인자들의 통합 영향 분석

Figure 3.36와 3.37는 NAT_T와 WNPS 지수의 위상 조합에 따른 동아시아 온난일 변동에 대한 영향이 상이함을 보여준다. 먼저 Figure 3.36에서 확인할 수 있듯이 음의 NAT_T와 양의 WNPS 지수의 조합일 때 중국 중서부 및 동북부, 한반도, 일본에서 온난일이 평년보다 높은 해의 비율이 50% 이상이었다. 특히 일본 북부, 한반도 북부 지역에서는 비율이 60% 이상이었다. 이에 반해서 중국 동북부 및 중동부 지역에서 평년보다 낮은 해의 비율이 60% 이상이었다.

Figure 3.37는 양의 NAT_T와 음의 WNPS 지수 조합일 때, 평년보다 온난일이 높은 해 보다는 낮은 해의 비율이 더 컸다. 중국 북부 지역에서 온난일이 높은 해의 비율이 40~50% 정도

였고, 중국 남동부, 한반도 남한, 일본 남부 지역에서 평년보다 온난일이 적은 해가 60% 이상이었다. Figure 3.36와 3.37에서 위상 조합에 따른 온난일 변동에 대한 상이한 원인을 분석하기 위해서 SST, OLR, 200hPa 과 500hPa 지위고도 편차에 대하여 합성장 분석을 수행하였다.

Figure 3.38은 음의 NAT_T와 양의 WNPS 지수의 조합일 때 합성장 분포를 보여주는데, 서인도양에서는 음의 SST 편차, 태평양에서 라니냐가 발달하고, 열대 대서양에서 양의 대서양 Nino가 발달하였다. WNPS 지수의 영역인 북서태평양에서 대류강화, 강한 인도몬순 관련 인도에서 대류강화가 나타났다. 인도에서 대류강화는 인도 몬순 바람과 관련된 남서풍 강화를 의미하고, 이는 소말리해 지역에서 upwelling 증가의 원인이 된다. 이 upwelling 증가는 인도양 북서쪽 지역에서 SST 편차의 감소와 연결될 수 있다. 또한 인도에서 대류강화는 인도지역 상층에서 양의 지위고도 편차와 관련되고, 한반도 주변 양의 지위고도 편차로 이어지는 CGT (CircumGlobal Teleconnection;) 패턴 같은 파동 구조가 나타났다. 그러므로, 위와 같은 지위고도 편차 구조는 음의 NAT_T와 양의 WNPS 지수의 조합일 때 중국 중동부 및 북동부, 한반도 일본에서 평년보다 온난일이 높은 해가 60% 이상이 이 지역에서 나타나는 이유를 설명할 수 있다.

Figure 3.39은 양의 NAT_T와 음의 WNPS 지수 조합일 때 합성장 분포이며, 열대 태평양에서 엘니뇨 같은 SST 편차 구조를 보이고 있고, 북서태평양과 인도 지역에서 대류억제가 발달하였다. 대기 상층에서는 북 아프리카에서 한반도 까지 동서 방향으로 확장된 음의 지위고도 편차가 나타났고, 중층에서는 북대서양에서 음의 NAO-like 지위고도 편차 분포, 한반도 주변에서 저기압성 편차가 발달한 것을 확인할 수 있다. 한반도 주변에서 발달한 저기압성 편차에 의해 북풍의 영향 및 태양 일사량의 감소는 중국 남동부, 남한, 일본 남부 지역에서 평년보다 온난일이 적은 해가 60% 이상인 이유를 설명해주고 있다.

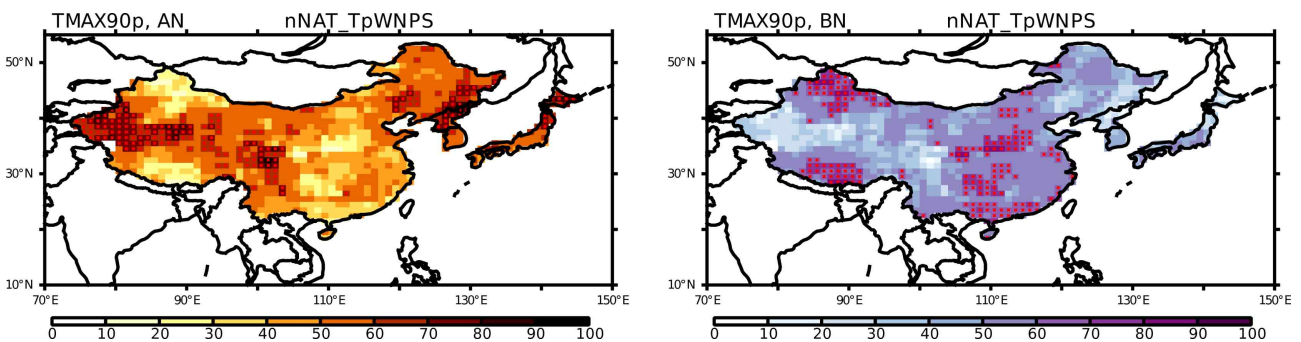


Figure 3.36. The proportion of years in which the extreme temperature index is (left panel) higher and (right) lower than its climatology (total counts averaged over 1961-2016) when the North Atlantic tripole SST index is negative and the Western North Pacific SST index is positive. The extreme temperature index is defined as seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile.

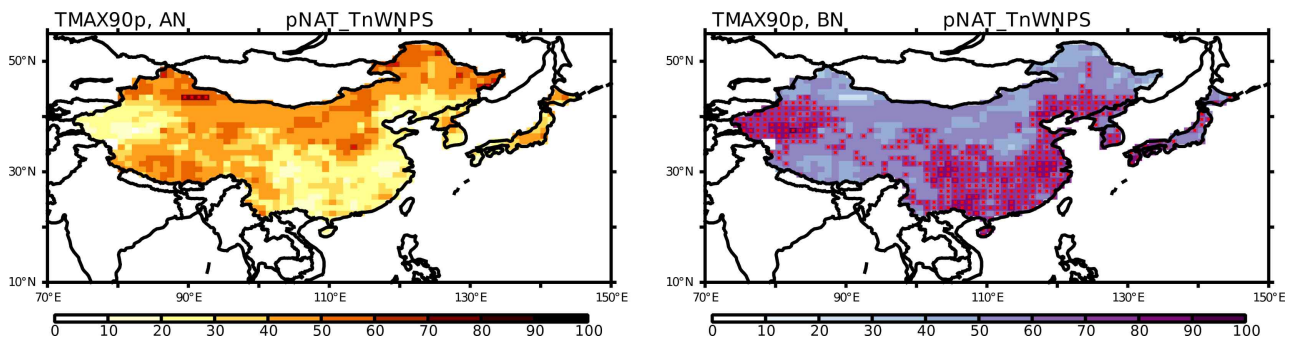


Figure 3.37. The proportion of years in which the extreme temperature index is (left panel) higher and (right) lower than its climatology (total counts averaged over 1961–2016) when the North Atlantic tripole SST index is positive and the Western North Pacific SST index is negative. The extreme temperature index is defined as seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile.

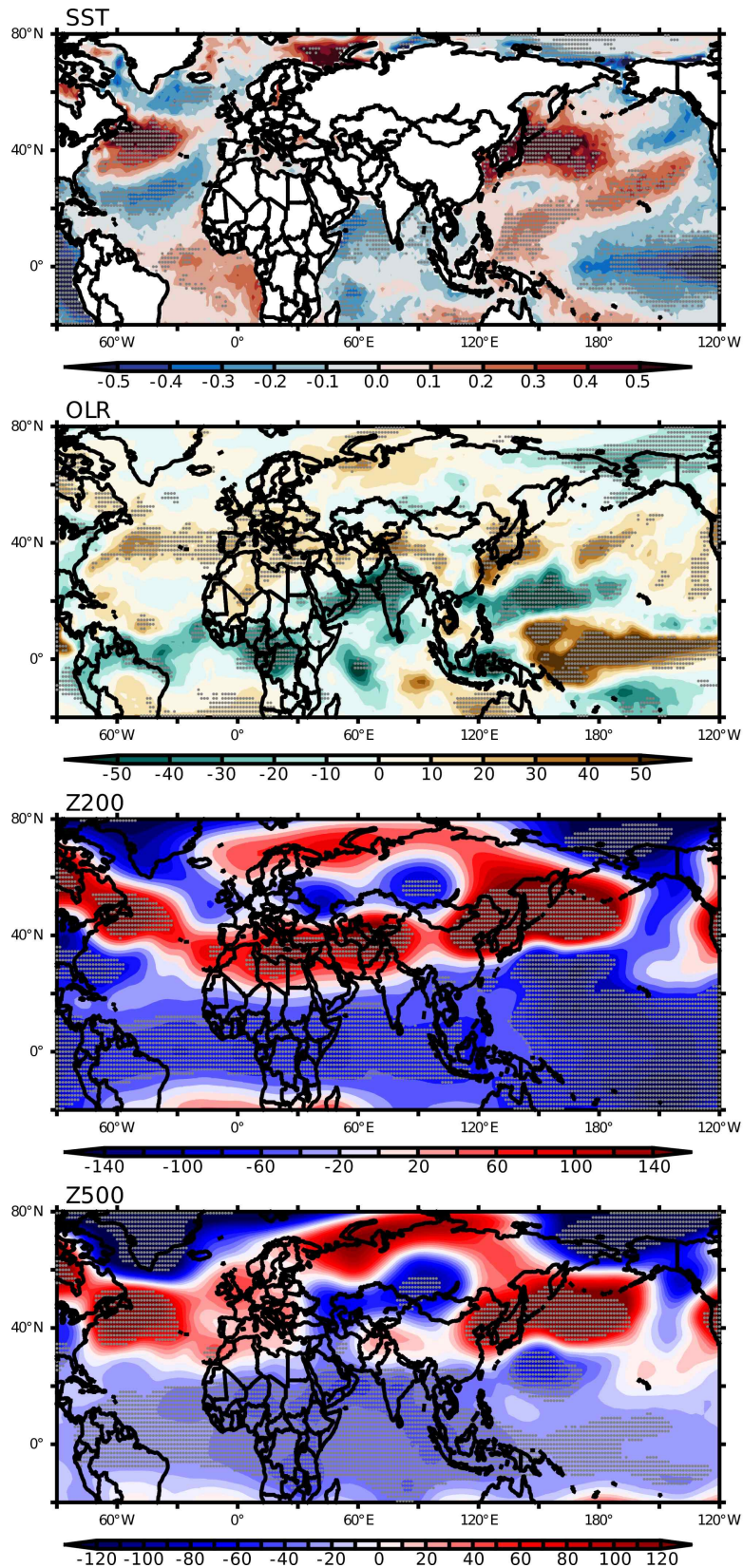


Figure 3.38. Composite analysis of SST, OLR, and 200hPa and 500hPa geopotential height anomalies based on summers when the North Atlantic tripole SST index is negative and the Western North Pacific SST index is positive

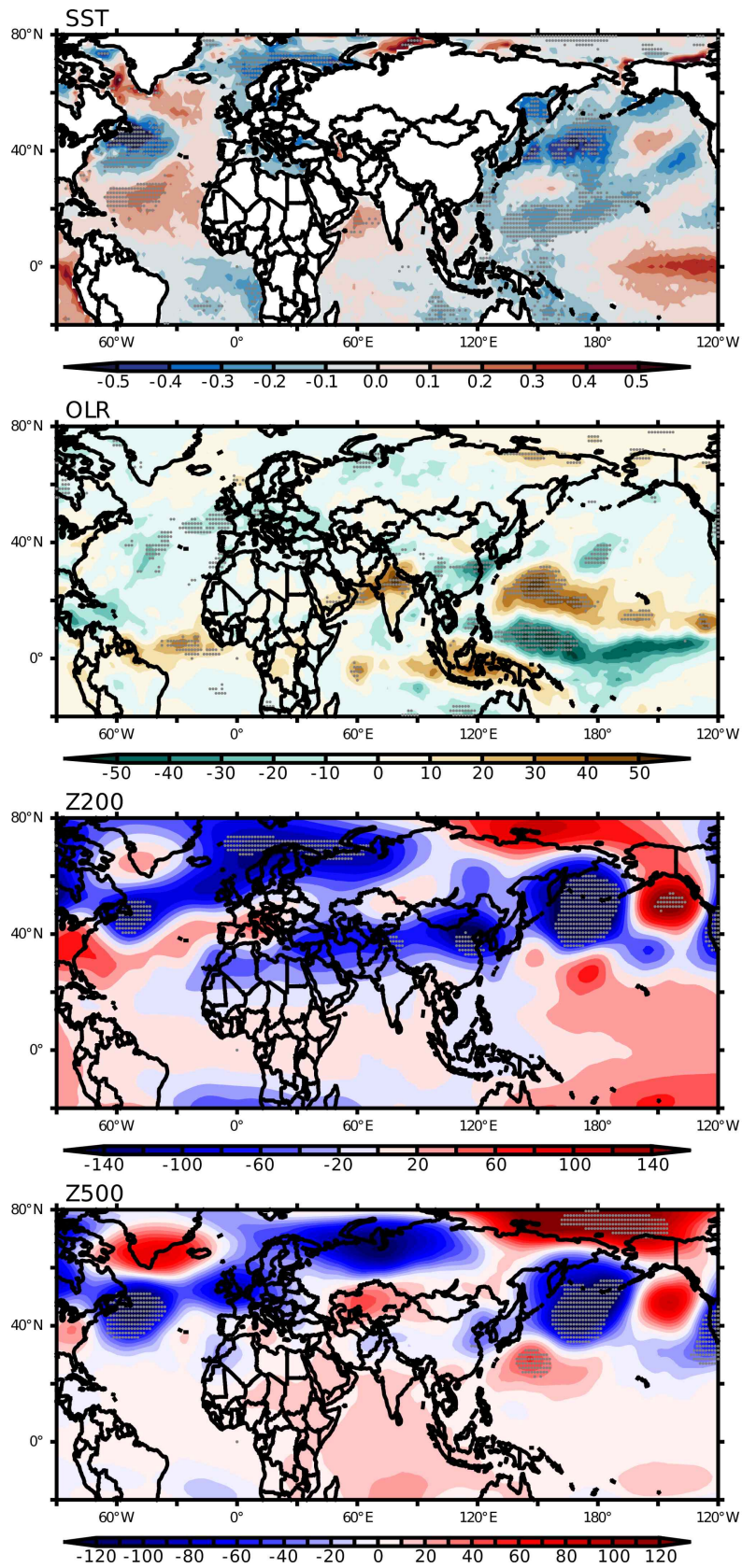


Figure 3.39. Composite analysis of SST, OLR, and 200hPa and 500hPa geopotential height anomalies based on summers when the North Atlantic tripole SST index is positive and the Western North Pacific SST index is negative.

3.2.4. 이상고온 관련 기후인자들의 예측에서 활용성 분석

3.2.4.1. 다중회귀 모델 구축 예측성 분석

동아시아 여름철 온난일에 대한 기후인자인 WNPS, NAT_T를 활용하여 다중회귀 모델을 구축하고, 다중 회귀 모델을 통해 예측된 동아시아 TX90p에 대하여 예측성능 즉 ACC (Anomaly Correlation Coefficient) 와 HSS (Heidke Skill Score)을 평가하였다. 여기서 HSS는 Table 3.4의 contingency table의 조합을 활용하여 계산되는 것으로서, 다음과 같은 방정식에 의해서 계산된다.

$$HSS = \frac{2(HC - MF)}{(H+M)(M+C) + (H+F)(F+C)}$$

Table 3.4. Contingency Table

Event Forecast	Event Observed		
	Yes	No	Sum
Yes	Hit (H)	False Alarm (F)	Forecast Yes (H+F)
No	Miss (M)	Correct Non-event (C)	Forecast No (M+C)
Sum	Observed Yes (H+M)	Observed No (F+C)	H+F+M+C

HSS는 순전히 우연한 기회에 의한 correct 예보를 제거한 후의 성공률이다. 음의 무한대에서부터 1의 값을 가지며, 0는 예측성이 없음을, 1은 완벽한 예보를 의미한다.

먼저 Figure 3.40는 1년 시간 규모에서 단일 기후인자 회귀 모델들과 두 개의 인자를 모두 사용한 다중 회귀 모델로부터 예측된 여름철 TX90p에 대한 ACC 분포를 보여준다. NAT_T 혹은 WNPS 인자의 단일 회귀 모델에서 예측된 TX90p에 대한 ACC 분포는 당연하게도 Figure 3.18과 3.19의 상관계수 분포와 상당히 비슷하다. 즉 중국 북부와 동부, 한반도, 일본에서 유의한 값을 보였다. 두 개의 인자를 가지고 구축된 다중 회귀 모델에서 ACC는 단일 기후인자를 사용한 모델 보다도 더 많은 지역에서 유의한 값을 가졌는데, 특히 중국 동남부 지역에서 더 나은 성능을 보였다. 그리고 본 연구에서 구축된 다중 회귀모델은 5년 과 10년 규모에서도 평년보다 많은 혹은 적은 TX90p 예측이 가능하다는 결과를 Figure 3.41에서 보여준다. 특히 중국 북부 지역, 한반도, 일본 남부 지역에서 ACC 값이 0.5~0.6 이상의 값을 나타내었다.

Figure 3.42은 평년(1961~2016) 시기 보다 많은 온난일(즉 TX90p)이 일어날지 여부에 대해

여 HSS 공간 분포를 보여준다. 무엇보다도 이 figure에서 확인할 수 있듯이, 예측성이 없다는 0의 값을 갖는 지역(figure에서 파란색 지역)이 그렇게 많지 않다는 점이 고무적이다. 한반도 남한, 중국 중서부 등 지역에서 HSS가 0.4 이상의 값을 보였다. 회귀모델에 의한 예측성 분석 결과는 동아시아 여름철 TX90p 예측을 위해서, 본 연구에서 얻은 기후인자들을 역학-통계 hybrid 예측에 활용 가능하다는 것을 보여준다.

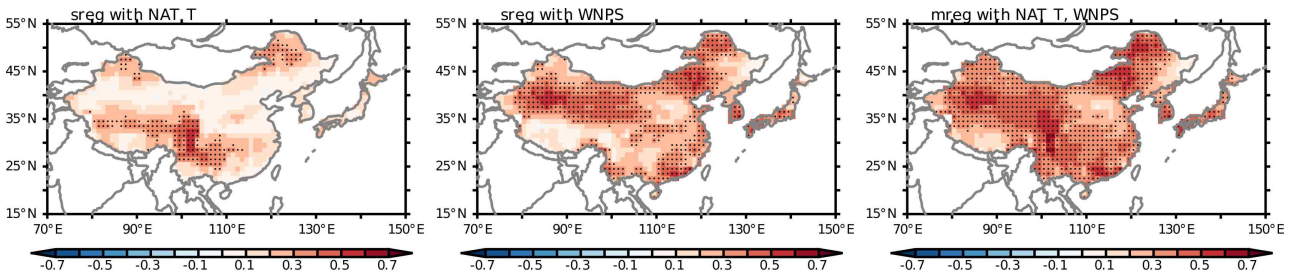


Figure 3.40. Spatial distribution of anomaly correlation coefficients for seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August predicted with single and multi linear regression models and from observations. Single linear regression models are built with (left) North Atlantic tripole SST index and (middle) Western North Pacific SST index. Multi-linear regression model is built with both indices.

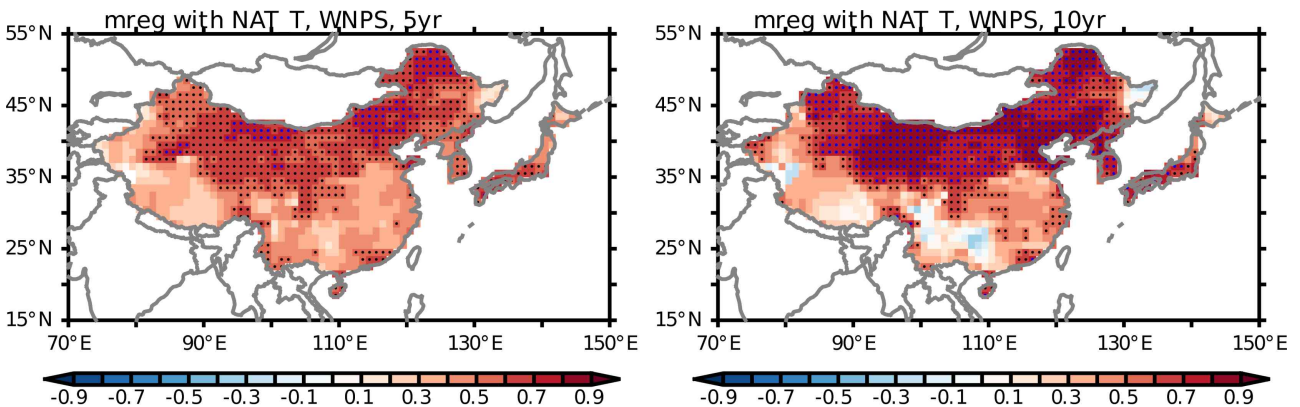


Figure 3.41. Spatial distribution of anomaly correlation coefficients for seasonal count of days when daily maximum temperature is greater than the 90th percentile in June-July-August predicted with multi-linear regression models and from observations. Multi-linear regression model is built with North Atlantic tripole SST index and Western North Pacific SST index in (left) five- and (right) ten-year time scales.

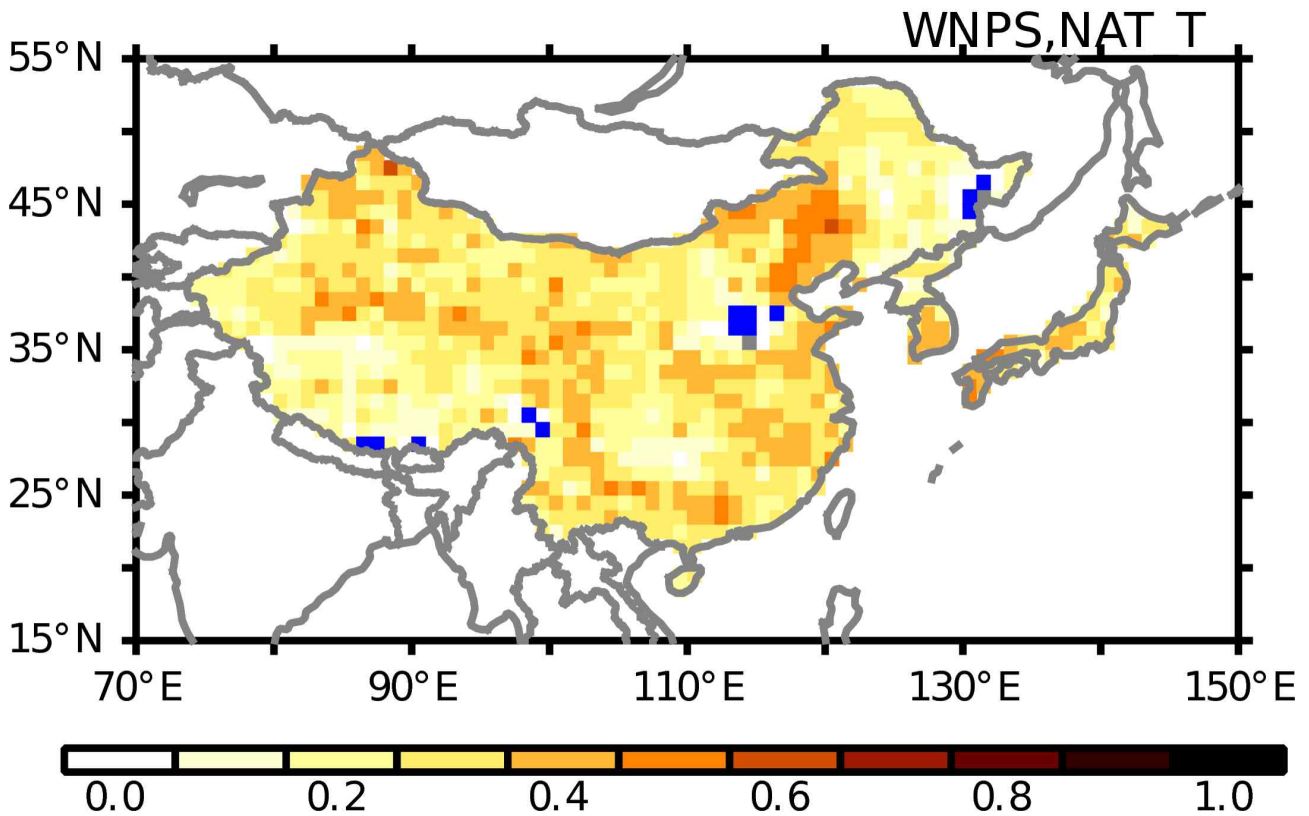


Figure 3.42. Spatial distribution of HSS for summer TX90p predicted with a multi-regression model using WNPS and NAT_T indices.

3.2.4.2. A2D 규모에서 DCPD 모델의 기후인자 예측성 분석

이번 절에서는 차년도에 수행될 DCPD (Decadal Climate Prediction Project) 모델들에서 온난일 관련 기후인자들의 예측성 분석들에 앞서 기상청에서 A2D 예측에서 사용되는 DePreSys4의 SST와 온난일 관련 기후인자 즉 NAT_T와 WNPS의 1~10년 선행시간에서 예측성 분석을 수행하였다. DePreSys4은 hindcast 기간인 1961년부터 2016년까지 매년 11월 관측 초기 장으로부터 시작되고, 10년 예측 자료를 생산한다.

먼저 1년 선행시간에서 여름철 SST 편차 예측에 대한 모델 성능을 분석하였다. Figure 3.43은 관측과 모델사이의 SST 예측에 대한 ACC의 공간분포를 보여준다. 열대 해양들 즉 동인도양, 북서태평양, 서대서양 통계적으로 유의한 ACC 값을 보였다. 특히 기후인자의 영역인 북대서양과 북서태평양 SST는 긴 선행시간에서 통계적으로 유의한 ACC 값을 보였다. 북대서양의 NAT_T 지역에서 SST 예측에서 ACC는 유의한 값을 보이지만, 대부분의 앙상블 멤버들은 NAT_T 지수 자체는 1년 선행시간에서도 예측성이 없었다. 더군다나 다중 모델 평균에 의한 값도 ACC 값이 상당히 낮았다. NAT_T 지수의 예측성 향상을 위하여 앙상블 멤버 선별, 편차 보정 등의 방법이 적용되어야 할 것으로 보인다.

하지만 WNPS 지수는 1년 선행시간에서 대부분의 앙상블 멤버들에서 ACC가 0.4 이상의 높은 예측성을 보여주었다. 더욱이 선행시간이 길어질수록 ACC의 감소가 거의 없었다. 특히

앙상블 평균은 각 멤버들의 예측성 보다 더 높은 예측성을 보여주었고, 전 선행시간에서도 ACC가 0.6 이상의 값을 가지며 상당히 높은 예측성이 유지되었다.

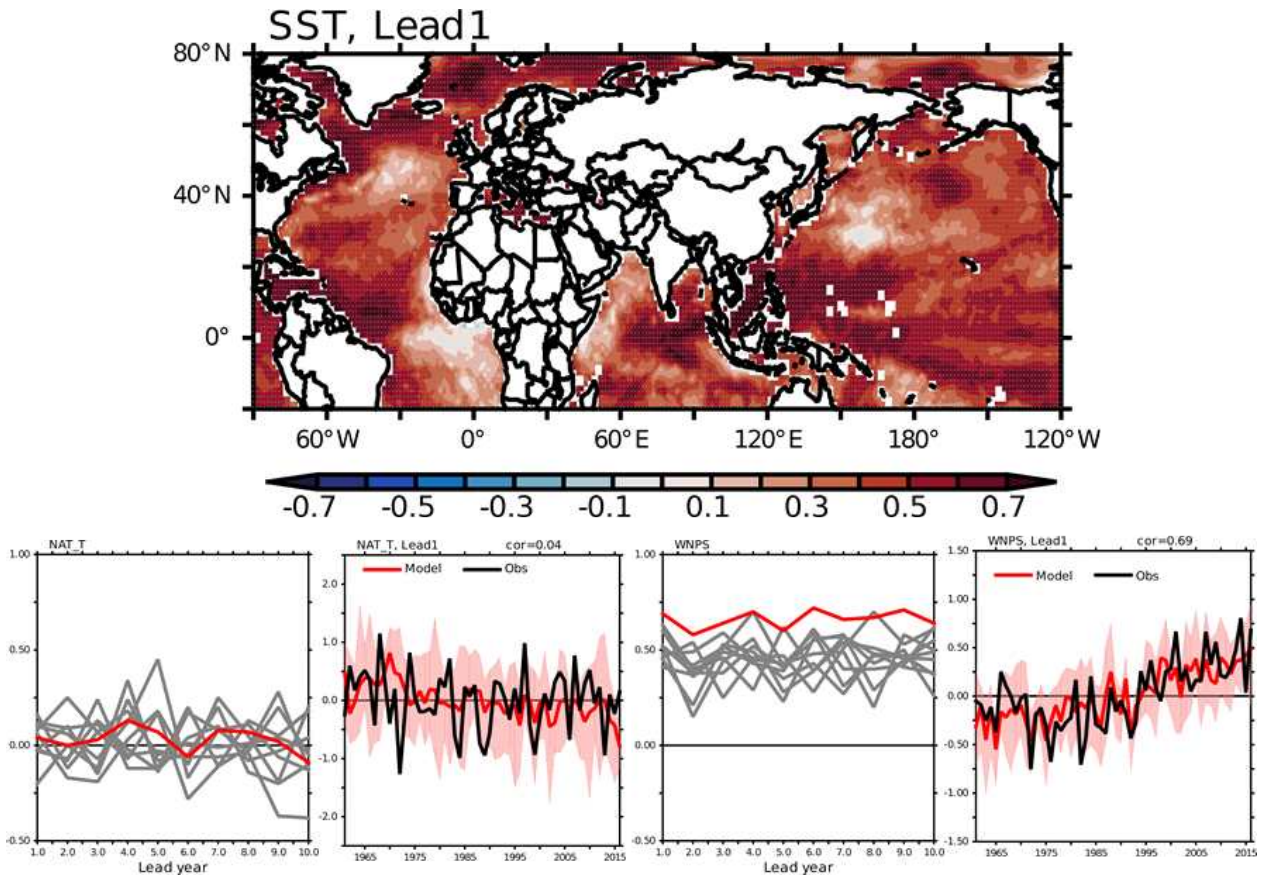


Figure 3.43. (Top) Spatial distribution of the anomaly correlation coefficient (ACC) for summer mean SST anomalies at 1 1-year lead time. (Bottom) Changes in the ACC of the (first panel) NAT_T index and (third panel) WNPS index at 1- to 10-year lead times. Time-series of (second) NAT_T and (forth) WNPS indices from the model and observations at a 1-year lead time.

3.3. 겨울철 기온급변동

3.3.1. 연구 배경

동아시아 겨울철 기온은 일 단위에서 매우 큰 변동성을 보이며, 이러한 급격한 기온 변화는 농업 생산, 에너지 수급, 수송 및 보건 등 사회·경제적 시스템 전반에 중대한 영향을 미칠 수 있다. 최근 한국을 포함한 동아시아 지역에서는 하루에서 이틀 사이에 기온이 10°C 이상 변동하는 사례가 빈번하게 나타나고 있으며, 이러한 특성은 기후변화에 따른 대기순환 변화와도 밀접한 관련이 있는 것으로 보고되고 있다.

2024년 12월부터 2025년 2월까지의 우리나라 62개 지점에서 관측된 일 평균 기온 변동 시계열을 보면(Figure 3.44), 기온 급상승과 급하강 모두 빈번하게 발생하고 있다. 2024년 12월 2일 8.6°C에서 3일 3.5°C로 하루 만에 5.1°C가 하강하였으며, 2025년 1월 8일(-1.4°C)에서 9일(-7.5°C) 하루 만에 6.1°C가 하강하였다. 또한, 2024년 12월 28일 이틀 뒤 6.3°C와 2025년 1월 12일 이틀 뒤 5.9°C의 급격한 기온 상승이 기록되었다.

일 기온의 급상승과 급하강 같은 단기적인 변동성은 한파, 이상고온 등 극한 기상현상의 전조로 작용하거나 이를 증폭하는 역할을 한다. 따라서 이러한 기온 급변동의 발생 메커니즘을 이해하는 것은 기후 리스크 관리, 단기 기후 예측, 그리고 1-10년 규모의 근미래 기후 전망(near-term climate prediction)에서 매우 중요한 요소이다.

선행연구들은 동아시아 겨울철 기온 변동성이 엘니뇨-남방 진동(El Nino-Southern Oscillation, ENSO), 인도양 해수면온도(sea surface temperature, SST)와 같은 열대 강제력의 원격상관 뿐만 아니라, 북극 진동(Arctic Oscillation, AO), 북대서양 진동(North Atlantic Oscillation, NAO) 등 고위도 대기 변동성과 밀접한 관련이 있음을 제시하였다. 그러나 대부분의 연구는 월 평균 또는 계절 평균 변동성에 집중하였으며, 일 단위 기온 급상승·급하강과 대규모 기후모드의 관계를 직접적으로 분석한 연구는 상대적으로 부족하다.

이러한 배경을 바탕으로 본 연구에서는 (1) 동아시아 겨울철 일 단위 기온 급변동(급상승·급하강)의 장기적 변화 특성을 규명하고, (2) AO 및 NAO 등 대규모 기후 모드와의 선·후행 관련성을 분석하며, (3) 이러한 기후 모드의 구조 변화가 기온 급변동에 어떤 영향을 주었는지 이해하는 것을 목표로 한다.

평균기온 시계열 분석(대한민국(제주 제외) 62개소)
 (°C) [2024-12-01 ~ 2025-02-28]

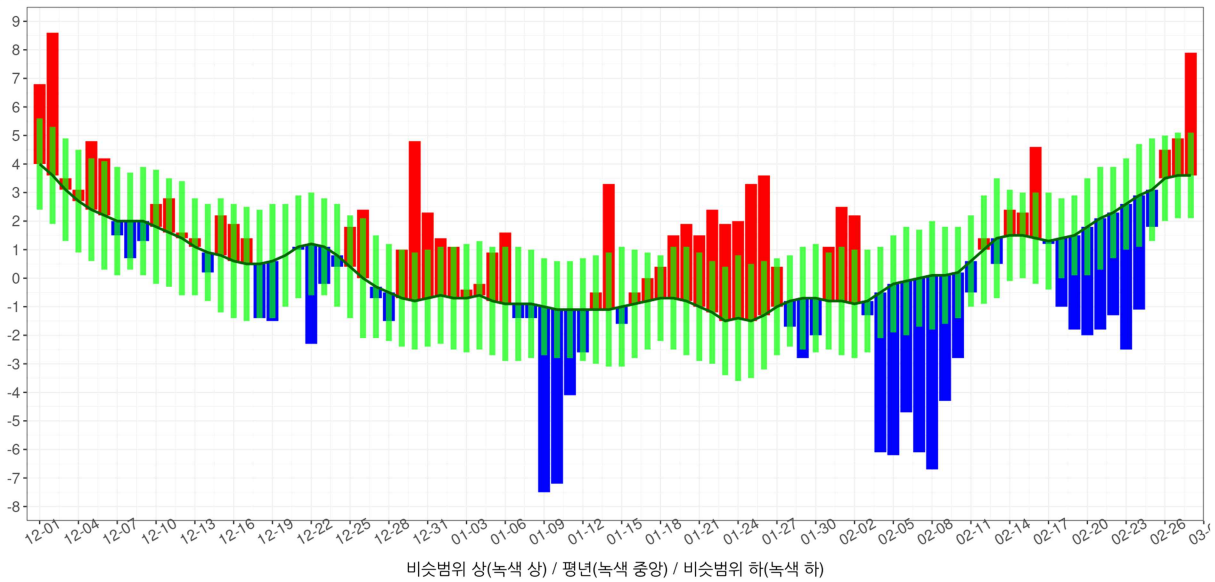


Figure 3.44. Daily mean temperature anomalies from December 2024 to February 2025, averaged over 62 meteorological stations from (Automated Synoptic Observing System(ASOS) data

3.3.2. 자료

ECMWF(European Centre for Medium-Range Weather Forecats)에서 제공하는 ERA5(ECMWF Reanalysis v5)의 일 평균과 월 평균 지표 기온(2m temperature, 2mT), 해면기압(sea level pressure, SLP), 지위고도(geopotential height, GPH), 바람장(wind), 해수면 온도(sea surface temperature, SST), 강수(precipitation) 자료를 사용하였다(Hersbach et al. 2020). 겨울철 기후 변동성을 보기 위해 1960년부터 2024년까지의 매해 12~2월을 분석하였고, 모든 변수의 일별, 계절별 기후 평균(climatology)이 제거되었다.

3.3.3. 결과

3.3.3.1. 동아시아 겨울철 기온 급변동 정의 및 특성

동아시아 겨울철 일 기온 급변동은 짧은 시간에 기온이 급격하게 변화하는 현상으로, 한파 및 이상고온과 같은 극한 기상에 직접적으로 연결된다. 본 연구에서는 이러한 일 기온 급변동의 변동성을 정량적으로 파악하기 위해, 일 단위 기온 변화율(daily temperature tendency, dT/dt)을 기반으로 기온 급상승($dTdt-I$)과 급하강($dTdt-D$)를 다음과 같이 정의하였다.

1960-2024년의 매 해 12~2월 일 기온 자료로부터 연속된 두 날짜의 2m 기온 차이를 이용하여 각 격자에 대한 일 단위 기온 변화량(dT/dt)을 산출하였다.

$$dT/dt(t) = T(t) - T(t-1)$$

동아시아(100° -140° E, 25° -55° N; Figure 3.45) 육지 지역의 일 평균 기온과 기온 변화량을 영역 평균하여 나타내었다(Figure 3.46). 겨울철 일 평균 기온은 선행연구에서 제시된 바와 같이 온난화에 따른 뚜렷한 상승 추세를 보였다. 반면, 일 단위의 기온 변화량은 평균 기온과 같은 일관된 장기 상승 경향을 보이지 않았으며, 일별로 비교적 불규칙한 변동을 나타내는 것이 특징이었다. 이러한 차이는 평균 기온이 장기적인 배경 상태를 반영하는 반면, 기온 변화량은 단기적인 변동성 혹은 날씨 시간 규모의 교란에 더 민감하게 반응하기 때문으로 해석될 수 있다.

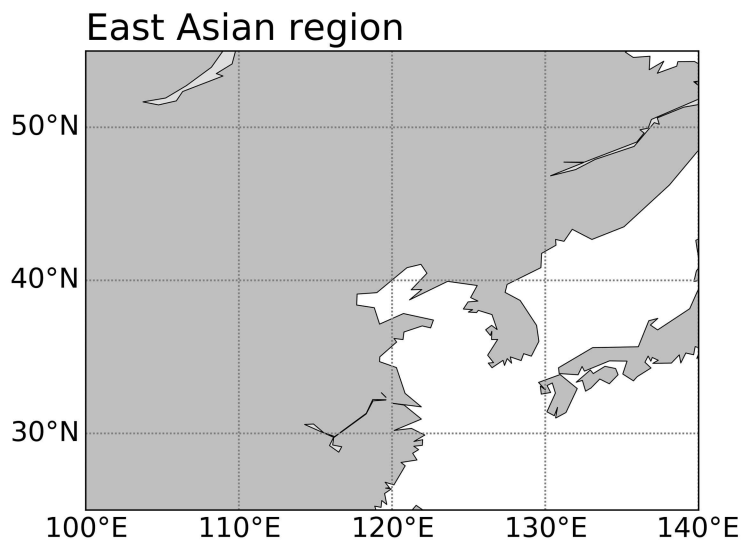


Figure 3.45. East Asian domain(100° -140° E, 25° -55° N) considered for the analysis of wintertime dT/dt

이처럼 평균 기온과 기온 변화량의 변화 특성이 서로 다르게 나타나므로, 기온 급상승·급하강을 규정할 때는 변동성에 내재된 상대적 강도를 기준으로 사건(event)을 선별할 필요가 있다. 특히 기온 변화량의 절대값은 계절적 배경 상태, 장기 기후 변동, 그리고 기후변화에 따른 기온 수준의 변화 등에 의해 영향을 받을 수 있어 단순 절대 기준만으로는 기온 변동을 정의하기 어렵다. 그러므로 본 연구에서는 이러한 배경 상태의 영향을 최소화하기 위하여 상대적 극값 기준(percentile-based threshold)을 이용해 일 기온 변화량을 다음과 같이 분류하였다.

- 기온 급상승 (rapid warming): 겨울철 전체 기간의 dT/dt 분포 중 상위 90퍼센타일에 해당하는 날
- 기온 급하강 (rapid cooling): 겨울철 전체 기간의 dT/dt 분포 중 하위 10퍼센타일에 해당하는 날

이 상대적 기준은 장기 기후변화에 의한 평균 기온 상승의 영향을 배제하고, 매년 발생하는 극단적 변동의 빈도를 안정적으로 측정할 수 있다는 장점이 있다.

그리고, 각 해의 겨울철(12~2월) 기간 동안 측정된 기온 급상승일과 급하강일의 발생 일수를 합산하여 연도별 지수로 정의하였다(Figure 3.47).

- dTdt-I (Increase for rapid warming): 해당 연도의 겨울철 상위 90퍼센타일 이상인 날의 합
- dTdt-D (Decrease for rapid warming): 해당 연도의 겨울철 하위 10퍼센타일 이하인 날의 합

이 두 지수는 동아시아 지역의 겨울철 일 기온 변동성의 변화를 평가하고, 대기 원격상관 및 대규모 순환과의 관계를 규명하는 핵심 자료로 활용된다.

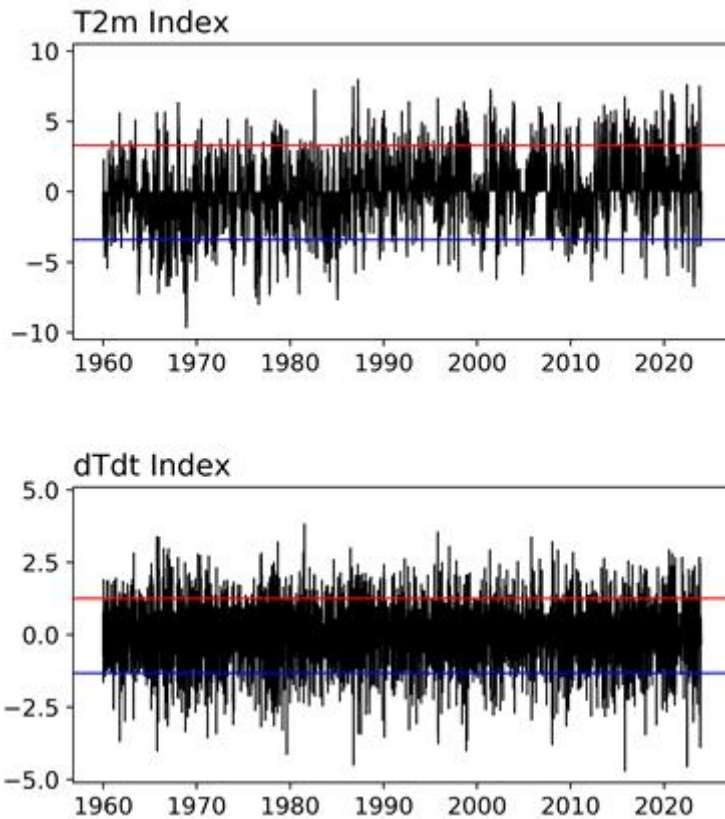


Figure 3.46. Area-averaged wintertime daily (upper) 2m temperature and (lower) dT/dt anomalies over East Asia. Red (blue) lines indicate rapid warming dTdt-I (rapid cooling dTdt-D) events exceeding 90th (10th) percentile threshold

기온 급상승과 급하강 지수의 전체적인 변동성을 보기 위해 11년 이동 평균을 분석하였다. 먼저, 기온 급상승 지수는 전체 기간에 걸쳐 뚜렷한 장주기 변동성을 나타내지 않았다. 다만, 2010년대 중반 이후에는 기온 급상승 발생 빈도가 증가 추세를 보이며 최근 기후의 온난화 경향과 부합하는 변화를 나타내었다. 반면, 기온 급하강 빈도는 비교적 뚜렷한 장주기 변동성을 보이고 있으며, 1960년대 중반부터 1980년대 중반까지는 평년보다 빈도가 높았다. 이후 1980년대 중반에서 2000년대까지는 평년보다 낮은 수준을 유지한 뒤, 2010년 이후 다시 평년보다 빈도가 높은 경향이 나타났다.

이와 같은 장주기 변동이 존재하기 때문에, 전체 기간(1960-2024년)에 대한 선형 추세를 계산하더라도 그 경향은 뚜렷하지 않았다. 기온 급상승 지수는 전체 기간 동안 약한 증가 추세를 보였으나 통계적으로 유의미하지 않았으며, 기온 급하강 지수는 약간 감소 경향을 보였지만 이 역시 유의미한 수준에 도달하지 않았다. 이는 두 지수 모두 장기적인 외부 강제력보다는 내부 변동성에 의해 큰 영향을 받아 왔음을 시사하며, 단순한 선형 추세만으로 최근의 변화 특성을 설명하는 데에는 한계가 있음을 의미한다.

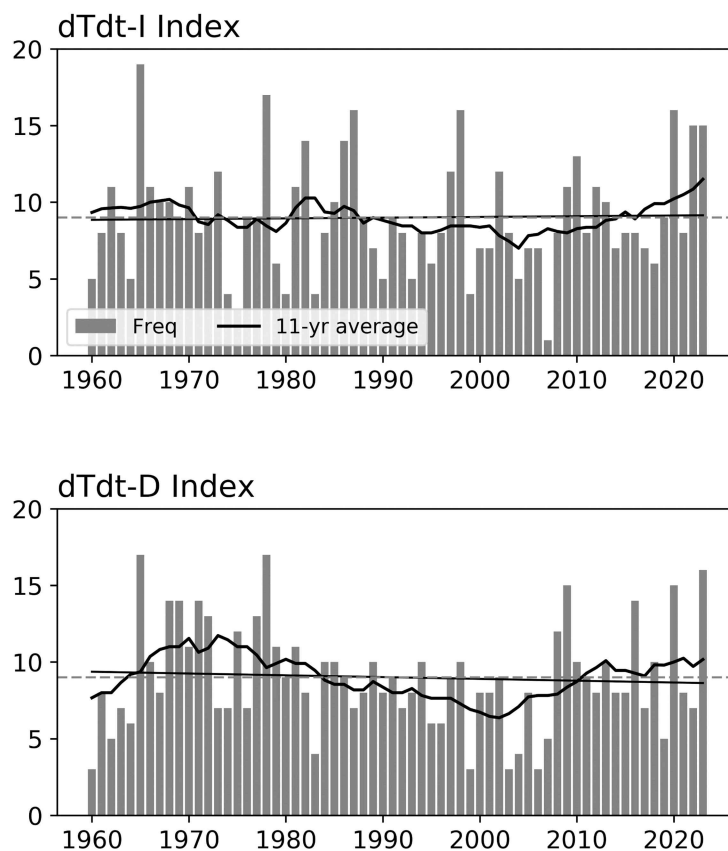


Figure 3.47. Annual number of wintertime (upper) dTdt-I and (lower) dTdt-D days (bars) over East Asia. The 11-year moving averages are shown as thick solid lines, while the thin solid lines indicate the linear trends

따라서 동아시아 겨울철 기온 급상승과 급하강 현상에 대한 장주기 변동성을 분리하여 이해하는 접근이 필요하며, 최근의 빈도 증가가 구조적인 변화의 일부인지 또는 내부 자연 변동성에 의한 일시적 현상인지에 대한 추가 분석이 필요하다. 또한 향후에는 특정 시기별 특성 또는 주기성을 고려한 분석이 수반되어야 한다.

11년 이동 표준편차를 산출하여 기온 급상승과 급하강 지수의 전체적인 변동성을 비교하였다(Figure 3.48). 기온 급상승 빈도는 대부분의 기간에서 기온 급하강 빈도보다 높은 수준을 유지하였으나, 2000년대 중반 이후에는 두 지수의 상대적 크기가 역전되어 기온 급하강 빈도가 더 많은 특징이 나타났다. 특히 기온 급하강 빈도는 1990년대에 들어 급격한 감소 경향을 보인 뒤, 2000년대 이후 다시 증가로 전환되는 뚜렷한 비대칭적 변화를 보였다. 이러한 변화는 기온 급상승 지수와 대비되는 장주기 변동 특성을 나타내며, 기온 급하강 지수는 장기적으로도 발생 빈도와 변동성 모두에서 구조적 변화를 겪어 왔음을 확인할 수 있다. 또한, 동아시아 겨울철 기온 급하강에 대한 대기순환의 영향이 시기별로 달라졌음을 시사한다. 두 지수에서 모두 나타나는 최근 증가 경향은 지구 온난화에 따른 배경 상태 변화 등의 요인과 연결되어 있을 수 있음을 시사한다.

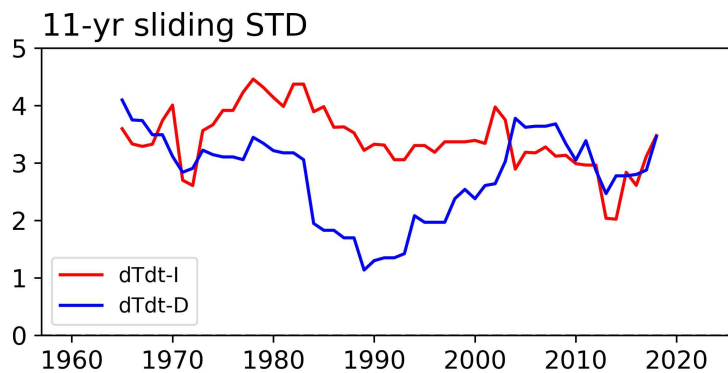


Figure 3.48. 11-year sliding standard deviations of the dTdt-I (red) and dTdt-D (blue) indices

동아시아 겨울철 기온 급상승과 급하강 지수 간의 관련성을 보기 위해 전체 기간(1960년-2024년)을 대상으로 상관관계를 분석하였다(Figure 3.49). 두 지수의 상관계수는 0.49로 99% 신뢰수준에서 통계적으로 유의미하며, 두 지수가 상당한 수준의 공변동성을 가지고 있음을 의미한다.

시기별 상관성 변화를 파악하기 위해 11년 이동 상관계수를 계산한 결과, 상관성이 시기별로 뚜렷한 변동을 보였다. 특히 1960년대, 그리고 1990년대 중반부터 2010년대 초반까지는 상관계수가 유의미한 수준을 유지하며 두 지수 간의 동시 변동이 강화된 시기로 나타났다. 즉, 동아시아 지역에서 겨울철 기온 급상승 빈도가 높은 해에는, 기온 급하강 빈도 역시 높음을 의미한다. 반면, 1970년대와 1990년대 전후 시기에는 상관계수가 거의 0에 이를 만큼 감소하여

두 지수 간의 관련성이 일시적으로 약화된 것으로 분석되었다. 이러한 시기적 진폭 변화는 기온 급변동과 관련된 기상·기후 조건이 시기별로 다르게 작용했을 가능성을 보인다.

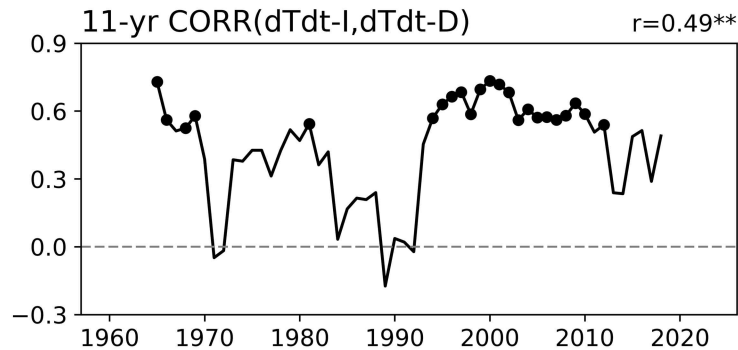


Figure 3.49. 11-year sliding correlation coefficients between the dTdt-I and dTdt-D indices (solid line). Closed dots indicate correlations that are statistically significant at the 90% confidence level based on the student t-test

3.3.3.2. 동아시아 겨울철 기온 급변동 관련 기후 인자

동아시아 겨울철 기온 급상승 지수와 전구 기후 변수 간의 상관관계 분석을 통해(Figure 3.50), 다양한 대기·해양 인자와의 관련성을 파악하고자 하였다. 먼저, 지표 기온 상관 패턴은 유라시아 대륙을 중심으로 뚜렷하게 구조화되어 있다. 북극 고위도 지역은 저온, 유라시아 중·저위도 지역은 고온과 연계되는 형태를 보이며, 이는 동아시아 겨울철 급격한 기온 상승이 북극-중위도 간 온도 대조와 관련 있음을 의미한다.

특히 동태평양 SST가 상승하는 엘니뇨 패턴이 나타나며, 인도양 전역의 광범위한 SST 상승이 함께 나타난다. 또한 북대서양에서는 SST 상승-하강-상승의 삼극자(tripole) 구조가 뚜렷하게 나타난다. 강수 패턴은 전형적인 엘니뇨 시기 패턴인 중태평양 강수 증가와 북서태평양 강수 감소가 두드러지며, 이는 열대 태평양의 대기-해양 상호작용이 동아시아 겨울철 급격한 기온 상승에 영향을 미칠 수 있음을 의미한다.

상층 대기 패턴에서는 유라시아 중위도 내륙과 일본 동쪽 해역에 각각 고기압이 형성되어 상층 순환의 파동 구조가 강화된 모습이 나타난다. 반면, 하층에서는 중국 내륙 북쪽의 저기압성 서풍과 일본 동쪽 고기압에 의해 강화된 남풍이 유입된다. 또한, 북반구 중·고위도 순환을 대표하는 북대서양 진동(North Atlantic Oscillation, NAO)과 북극 진동(Arctic Oscillation, AO)과의 상관성이 뚜렷하게 나타나, 동아시아 겨울철 급격한 기온 상승 현상이 고위도 대기 변동성과 밀접하게 연관되어 있음을 확인할 수 있다.

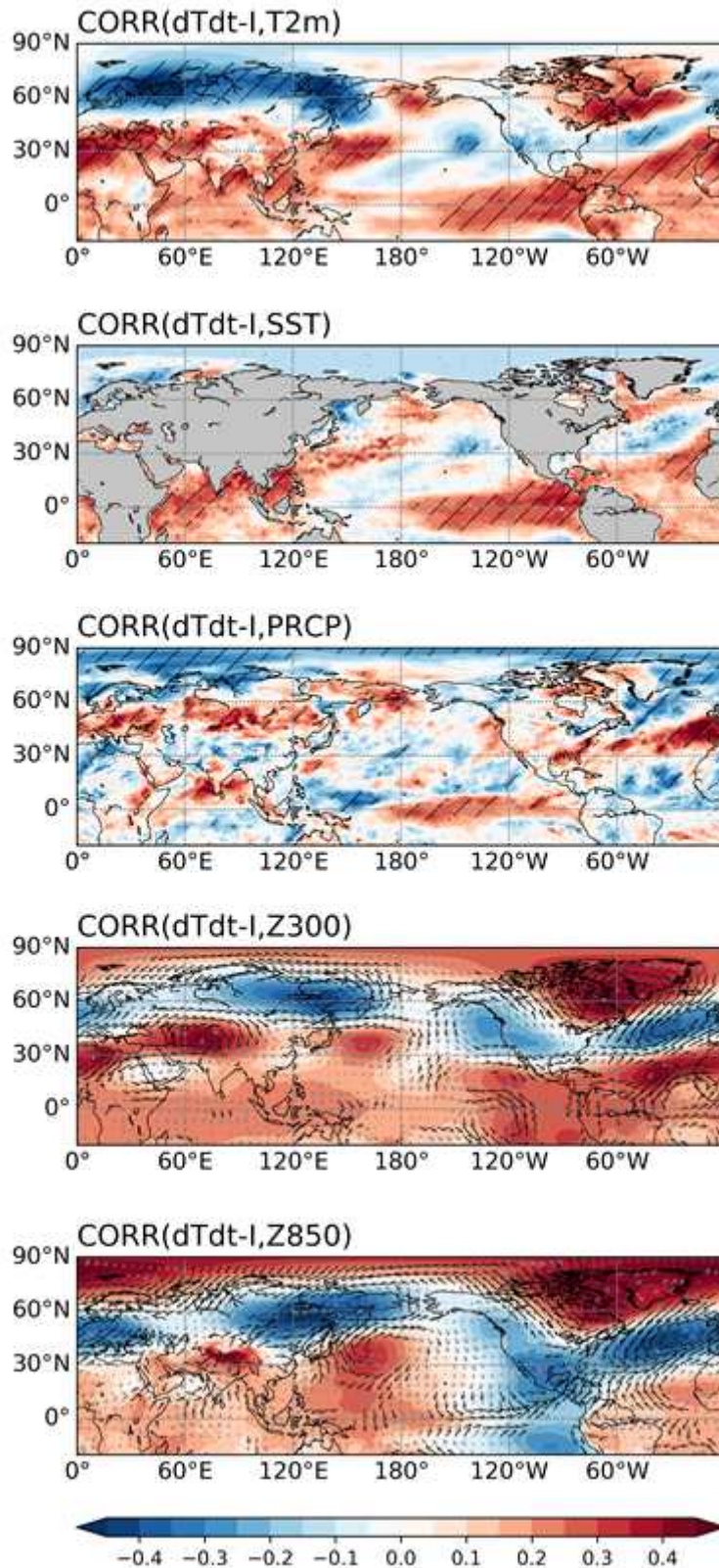


Figure 3.50. Correlation coefficients between $dTdt-I$ and $T2m$, SST, precipitation, geopotential height and wind anomalies at 300hPa and 850hPa. The hatches and black vectors denote the 90% confidence level based on the student t-test

동아시아 겨울철 기온 급하강 지수와 전구 기후 변수 간의 상관관계를 분석한 결과 (Figure 3.51), 전반적인 공간 패턴은 기온 급상승 지수와 유사한 구조를 보이지만 상관계수의 크기는 상대적으로 더 약하게 나타났다. 이는 기온 급하강 현상이 비슷한 대기-해양 원격상관 메커니즘의 영향을 받으면서도, 그 연계 강도는 상대적으로 제한적일 수 있음을 의미한다. 지표 기온 패턴은 기온 급상승의 경우와 마찬가지로 북극 고위도 지역의 저온, 중·저위도 지역의 고온으로 구성된 뚜렷한 남북 대조 구조를 보였다. 이는 동아시아 겨울철 급격한 기온 하강이 북극과 중위도 간 열적 기온기 변화와 관련됨을 의미한다.

SST와의 상관성에서는 중태평양(Central Pacific, CP) 형태의 엘니뇨가 두드러지며, 이는 기온 급상승 지수에서 나타난 동태평양(Eastern Pacific, EP) 엘니뇨 타입과 차별화되는 특징이 있다. 인도양 전역에서는 광범위한 SST 상승이 나타나지만 통계적으로 유의미하지 않고, 대서양에서는 삼극자 패턴의 일부 지역이 유의미하게 나타난다. 열대 중태평양 강수 증가와 북서태평양 강수 감소의 엘니뇨 관련 강수 구조가 유지되는 가운데, 동아시아 지역과 캄차카 반도 북쪽에서 강수 증가가 통계적으로 유의미하게 나타났다. 이는 기온 급하강 시기 동아시아 주변의 강한 수증기 수송 및 지역적 강수 변동이 중요한 역할을 할 수 있음을 시사한다.

대기 순환장에서는 고위도 파동 전파와 관련된 상·하층 구조가 두드러진다. 특히, 북대서양 중심의 NAO 패턴과 극 지방에서 AO 패턴이 뚜렷하게 나타나, 동아시아 겨울철 급격한 기온 하강 현상이 고위도 대기 변동과 밀접하게 관련되어 있음을 보여준다. 종합적으로, 기온 급하강은 기온 급상승 지수와 유사한 원격상관 구조를 가지지만, 관련 강도는 전반적으로 약하게 나타난다. 특히, 동태평양 엘니뇨와 동아시아-북태평양 주변의 강수 변동, NAO 및 AO와 관련된 고위도 파동 전파 구조 등이 두드러지게 나타나는 것이 특징이다.

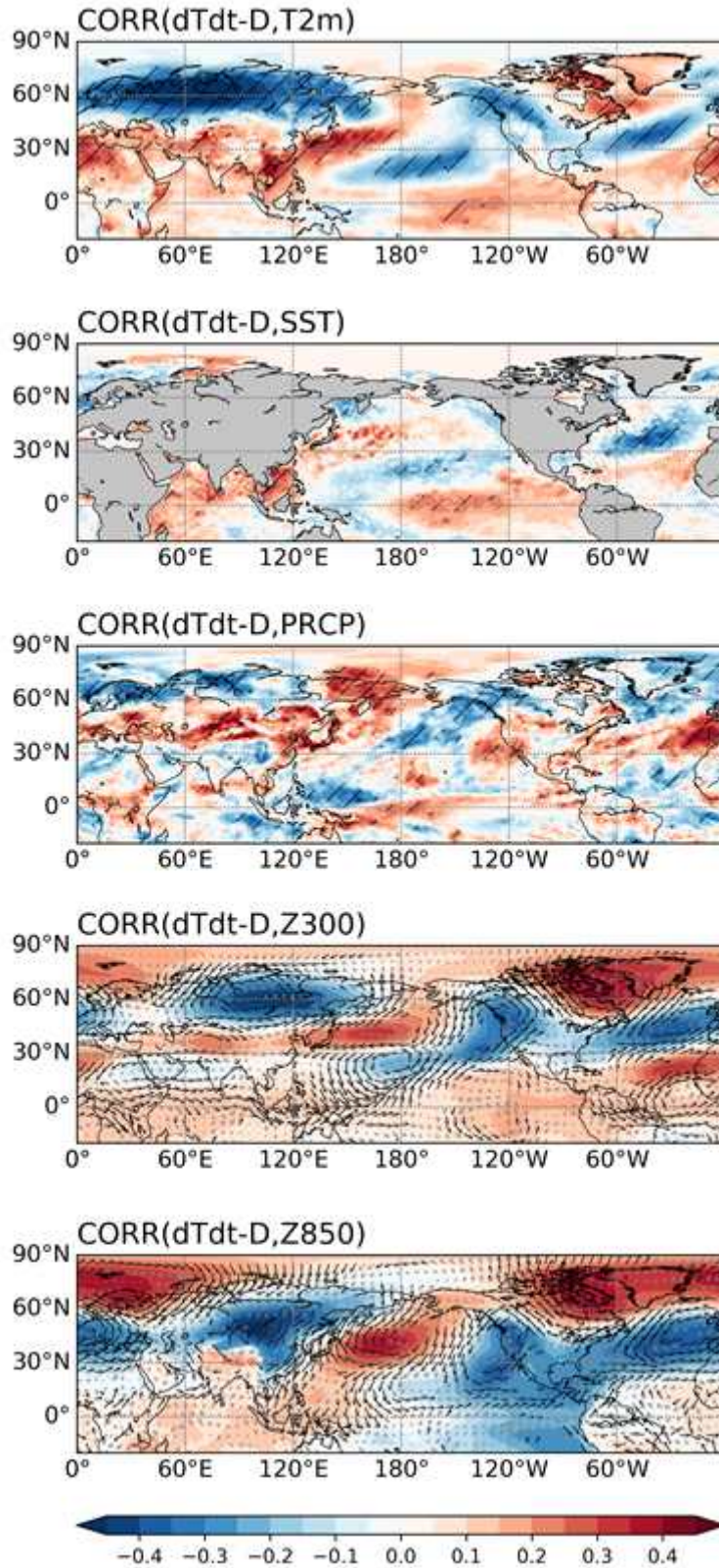


Figure 3.51. Correlation coefficients between $dTdt-D$ and $T2m$, SST , precipitation, geopotential height and wind anomalies at 300hPa and 850hPa. The hatches and black vectors denote the 90% confidence level based on the student t-test

전지구 기후 패턴과의 상관성에서 제시된 주요 원격상관 구조를 바탕으로, 동아시아 겨울철 기온 급상승과 급하강에 영향을 줄 수 있는 대표적인 대기-해양 기후 인자(Nino3.4 SST, 북인도양 SST, 북대서양 삼극자 SST, NAO, AO)를 선정하여 상관성을 분석하였다(Figure 3.52). 각 인자의 정의는 다음과 같다.

- Nino3.4 SST 지수: 열대 태평양 170° -120° W, 5° S-5° N 영역의 SST를 평균하여 정의한 대표적인 엘니뇨-남방 진동(El Nino-Southern Oscillation, ENSO) 지수로, 엘니뇨와 라니냐의 변동성을 나타냄
- 북인도양 SST 지수: 북인도양(40° -100° E, 0° -20° N) 영역의 SST 평균으로 정의
- 북대서양 삼극자 SST 지수: 북대서양의 세 구역(고위도-중위도-저위도) SST의 음·양·음 구조를 기반으로, 중위도(70° -10° W, 30° -50° N) SST에서 고위도(60° -10° W, 50° -65° N)와 저위도(80° -10° W, 10° -25° N) SST의 합을 빼서 정의
- NAO 지수: 북대서양 고위도(아이슬란드 저기압, 80° W-30° E의 65° N 평균)와 중위도(아조레스 고기압, 80° W-30° E의 35° N 평균) 간 기압차를 기반으로 정의
- AO 지수: 북극을 중심으로 한 기압 구조의 강도를 나타낸 지수로 고위도(0° -360° E의 65° N 평균)와 중위도(0° -360° E의 40° N 평균) 간 기압차를 기반으로 정의

이들 인자와 기온 급상승 간의 상관성을 비교한 결과, 기온 급상승 지수는 모든 해양·대기 인자와 통계적으로 유의미한 상관성을 나타냈다. 특히, Nino3.4, 북인도양 SST와는 양의 상관성을 보였으며, 북대서양 삼극자 SST를 비롯한 대기 인자인 NAO 및 AO와는 음의 상관성을 보였다. 상관계수는 북인도양 SST(0.32)와 NAO(-0.34)에서 가장 크게 나타났고, 해양과 대기 인자 모두 동아시아 겨울철 기온 급상승 발생에 영향을 줄 수 있음을 의미한다.

반면, 기온 급하강 지수는 급상승 지수와 달리 해양 인자와의 상관성이 대부분 통계적으로 유의미하지 않았다. 반면, 대기 인자인 NAO 및 AO와의 상관성이 더 두드러지며, 각각 -0.37, -0.32로 나타나 기온 급상승 지수 보다 강한 음의 상관성을 보였다. 이는 기온 급하강 현상이 주로 고위도 대기 변동성에 의해 발생할 가능성이 높으며, 해양보다는 북반구 기압 패턴의 변화에 더 직접적인 영향을 받을 수 있음을 의미한다.

정리하면, 동아시아 겨울철 기온 급상승은 해양과 대기의 복합 강제력의 영향을 받는 반면, 기온 급하강은 고위도 대기 변동성(NAO, AO)의 영향이 상대적으로 더 지배적인 특성을 보인다. 이는 동아시아 겨울철 일 변동성의 발생 기작이 급상승과 급하강에서 서로 다를 수 있음을 보여주는 결과로 해석된다.

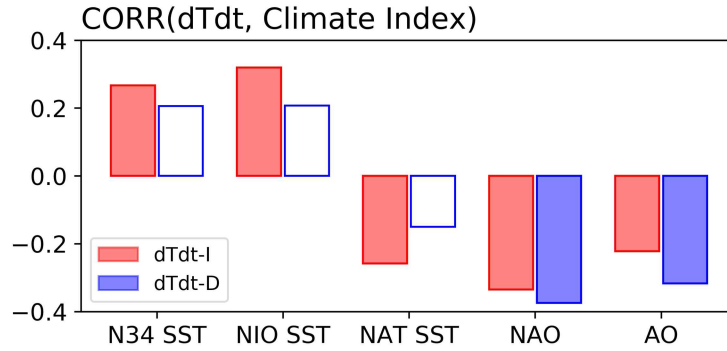


Figure 3.52. Correlation coefficients between the dTdt-I (red bars) and dTdt-D (blue bars) indices and the Nino3.4 SST, North Indian Ocean (NIO) SST, North Atlantic tripole (NAT) SST, NAO, and AO indices. Bars are filled when they are statistically 90% significant based on the student t-test

3.3.3.2. 동아시아 겨울철 일 기온 급변동 일별 진화 및 대기순환 특성

지금까지 살펴본 전지구 패턴과 대기·해양 기후 인자는 동아시아 겨울철 기온 급상승 및 급하강 발생을 가능하게 하는 배경장으로 작용할 수 있다. 그러나 일 단위 기온 급변동은 고위도-중위도 파동 활동성, 지상 기압 배치, 기류 변동 등 단기적인 변동에 의해 직접적으로 유도된다. 이를 규명하기 위해, 기온 급상승과 급하강 이벤트를 기준으로 하여 발생 전후의 패턴을 살펴보기 위해 선행·지연 합성장 분석을 수행하였다.

앞서 선별된 동아시아 겨울철 기온 급상승 발생일(day0)을 기준으로 10일 전부터 4일까지의 일 별 지표 기온 패턴을 분석하였다(Figure 3.53). 기온 급상승 발생 10일 전에는 유럽을 포함한 유라시아 고위도 전역에서 유의미한 기온 하강 패턴이 나타나며, 동아시아 일부 지역에서도 약한 기온 하강이 관측된다. 이는 광범위한 기온 하강 패턴이 고위도를 중심으로 형성되어 있는 초기 상태를 나타낸다. 이후 발생 6일 전이 되면, 러시아 지역에서 강한 기온 하강이 발달하여 점차 남동진하면서 동아시아로 이동한다. 기온 급상승 2일 전에는 동아시아 전역에서 기온 하강 패턴이 최대로 나타나고, 동시에 러시아 지역에서는 기온 상승 패턴이 뚜렷하게 나타난다. 이는 고위도에서 형성된 기온 상승이 이후 동아시아로 이동하여 기온 급상승을 유도할 전조 신호로 볼 수 있다. 기온 급상승일이 되면 러시아 지역에서 발생한 기온 상승이 남동진하며 동아시아로 확장되고, 기온 상승은 발생 2일에 가장 강하게 나타났다. 이러한 이류에 의해 동아시아의 지표 기온이 빠르게 상승하고, 기온 급상승 이벤트가 발생한다. 이후 발생 4일에는 기온 상승이 다소 약화되지만, 여전히 동아시아 전역에서 유의미한 기온 상승 패턴이 나타나며 기온 급상승의 영향이 며칠간 유효한 특징을 보였다.

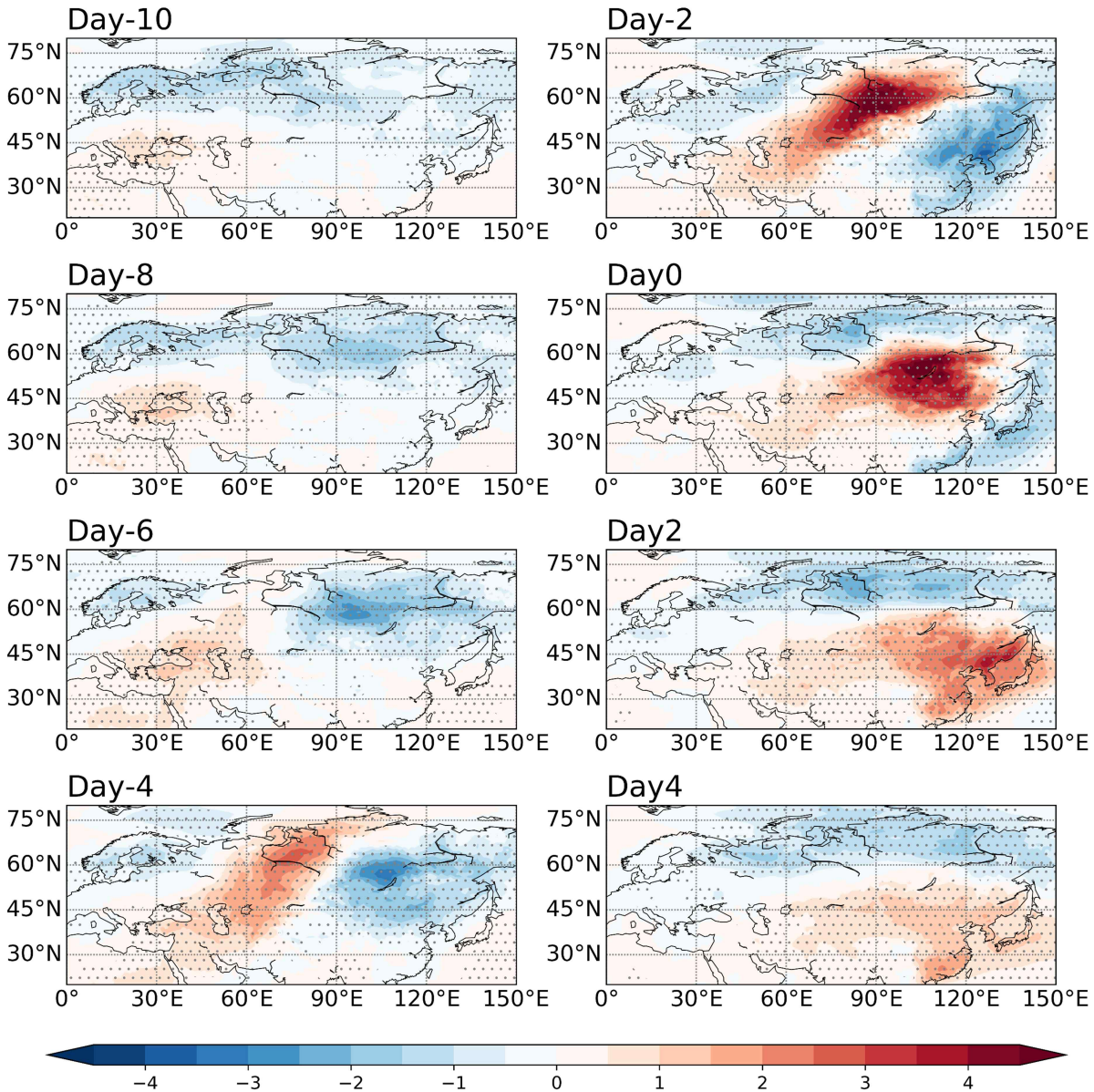


Figure 3.53. Lead-lag composites of daily 2m temperature anomalies from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on $dTdt-I$ events. The dots denote the 90% confidence level based on the student t-test

기온 변화량에 대한 합성장 결과 역시 지표 기온 패턴의 시간에 따른 변화를 정량적으로 뒷받침한다(Figure 3.54). 기온 급상승 발생 4일 전에는 러시아 부근에서 양의 기온 변화량이 먼저 나타나며 점차 남동진해 동아시아로 이동한다. 기온 급상승일에 동아시아 지역에서 기온 변화량이 최대에 도달하면서 실제 기온 급상승 이벤트가 발생한다. 동시에 러시아 지역에서는 음의 기온 변화율이 발달해 이후 기온 하강을 예상할 수 있다. 음의 기온 변화율이 남동진하면서 동아시아로 이동함에 따라 기온 급상승 이벤트가 지나간 뒤 기온이 점차 안정되면서 하강하게 된다. 이러한 결과는 동아시아 기온 급상승이 유럽-러시아-동아시아를 잇는 종관 규모의 이동성 패턴과 밀접한 관련이 있으며, 공간적으로 연속적인 전이를 보인다는 점을 시사한다.

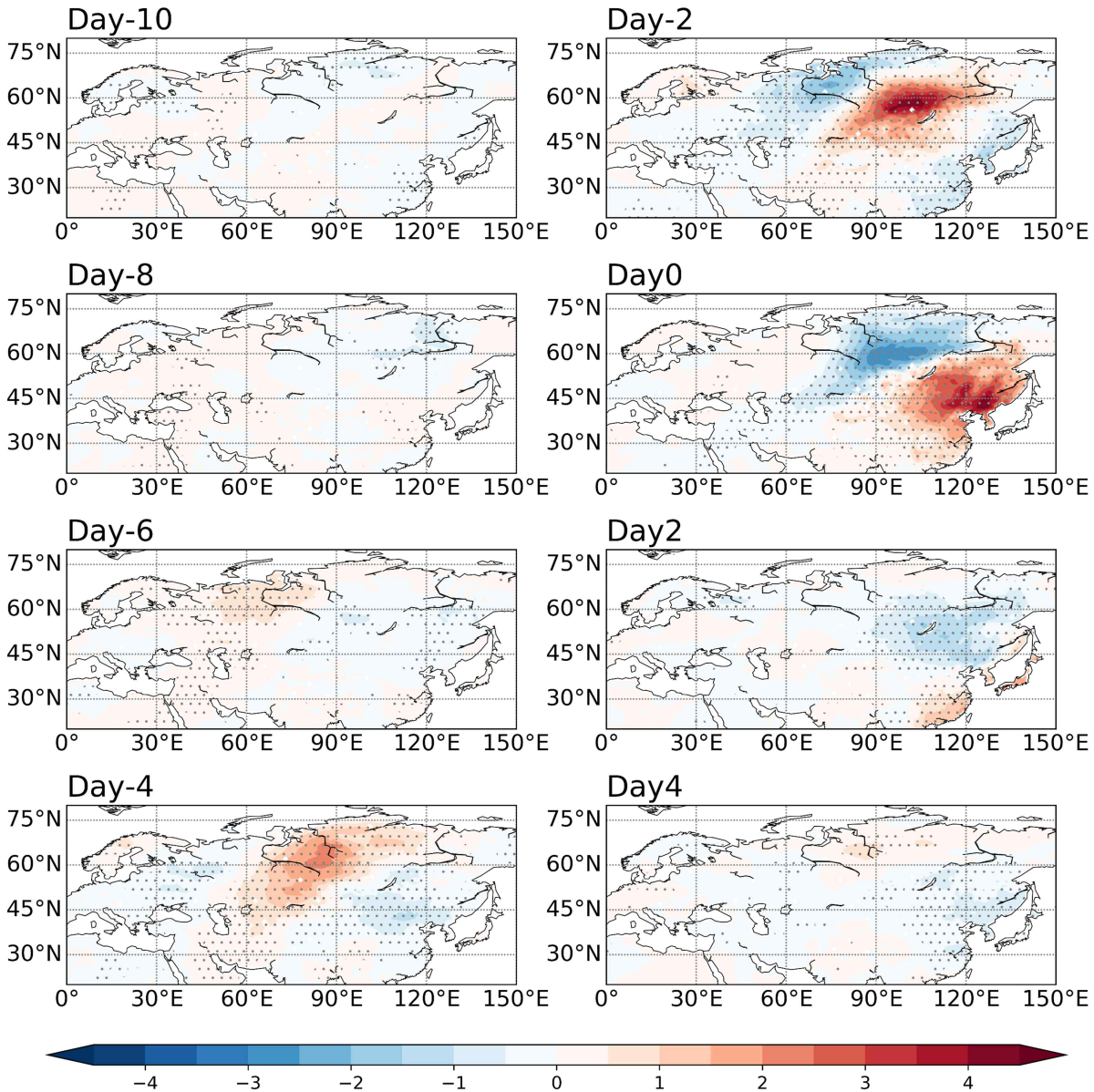


Figure 3.54. Lead-lag composites of daily dT/dt anomalies from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on $dTdt-I$ events. The dots denote the 90% confidence level based on the student t-test

동아시아 겨울철 기온 급하강 발생일을 기준으로 한 분석 결과(Figure 3.55), 전반적인 공간 패턴은 기온 급상승 이벤트와 유사하나 부호가 반대이고 진폭과 전이에서 일부 차이를 보였다. 발생일 10일 전에는 유럽 일대에서 기온 하강이 나타나고, 반면 중위도 유라시아와 동아시아 일부 지역에서는 뚜렷한 기온 상승 패턴이 나타난다. 이러한 기온 패턴은 8일 전에 더욱 강화되며, 6일 전에는 전반적인 패턴이 동남쪽으로 이동하여 동아시아에 도달하게 된다. 발생 4일 전에는 러시아 지역에 기온 하강이 나타나고, 동시에 동아시아 북부에는 기온 상승이 관측되어 남북 간 열적 대조가 강화된다. 이어 2일 전에는 러시아 동부까지 기온 하강이 확장되고, 동아시아에서는 기온 상승이 최대에 도달하여 기온 급하강 발생 직전의 형태가 된다.

기온 급하강이 실제로 발생한 날에는 동아시아 북부로 기온 하강 중심이 남하하여 위치하고, 기온 상승 패턴은 동아시아 해안선을 따라 비교적 좁게 분포한다. 발생 이후 2일에는 기온 하강 패턴이 동아시아 전역으로 확장되며 기온 급하강의 직접적인 영향이 뚜렷하게 나타난다. 4일 뒤에는 다소 약화되지만 동아시아 지역에서 여전히 유의미한 기온 하강 패턴이 지속된다. 이러한 결과는 기온 급하강 이벤트가 기온 급상승과 마찬가지로 유럽-러시아-동아시아 간의 전형적인 이동성 패턴과 함께 연속적인 전이를 보인다.

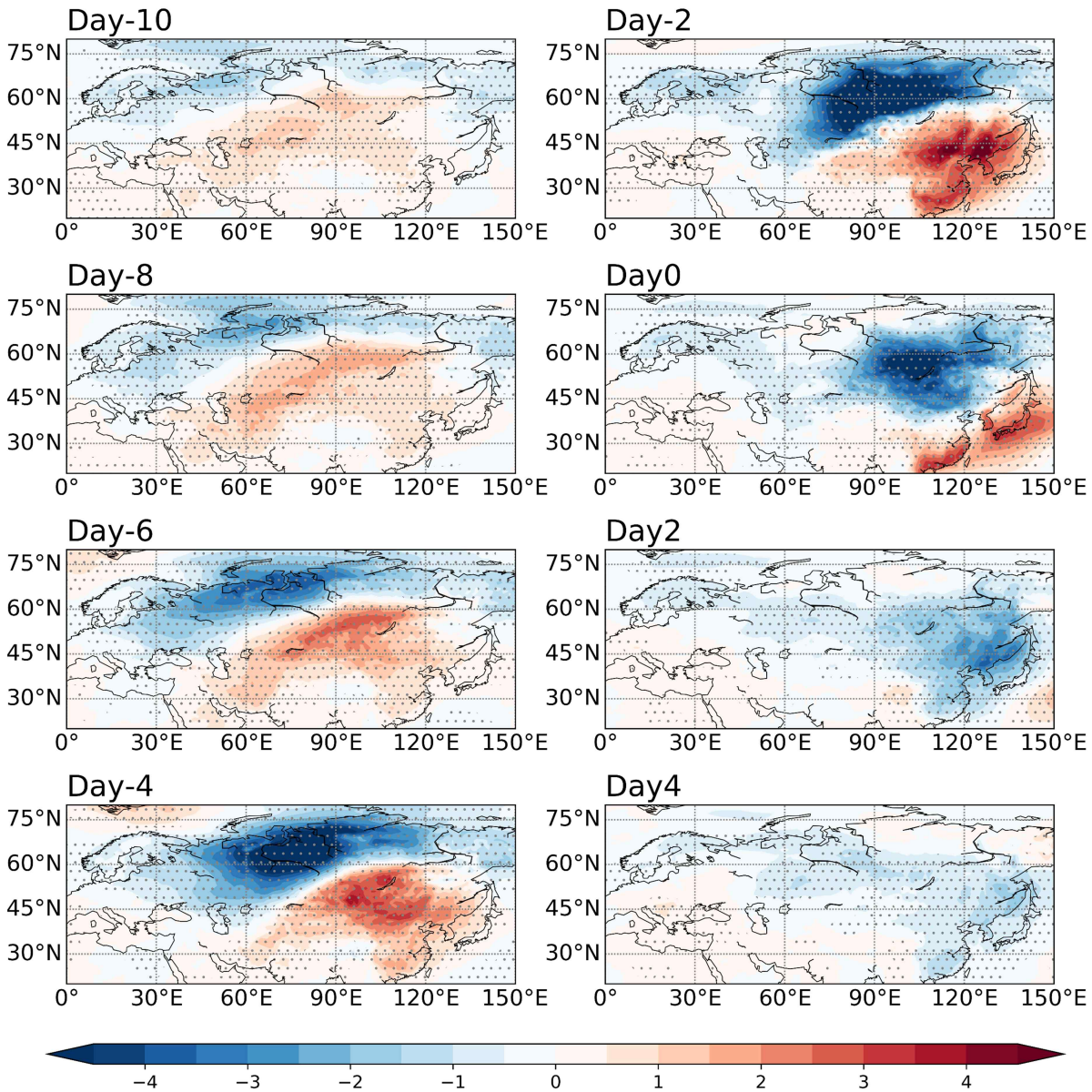


Figure 3.55. Lead-lag composites of daily 2m temperature anomalies from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on $dTdt-D$ events. The dots denote the 90% confidence level based on the student t-test

기온 급하강 발생 6일 전에는 러시아 북서부에서 뚜렷한 음의 기온 변화율이 형성되기 시작해 남동진한다(Figure 3.56). 발생 2일 전에 이르면 유럽 일대에는 양의 기온 변화율이 발달하여 동쪽으로 이동하고, 동시에 음의 기온 변화율은 러시아 남부로 남동진하여 동아시아로 접근한다. 기온 급하강일에는 양의 기온 변화율이 러시아 동남부에 위치하게 되고, 강한 음의 기온 변화율이 동아시아 전역으로 남동진하며 본격적인 기온 급하강 이벤트를 유도한다. 이후 양의 기온 변화율이 동아시아 지역에 지속되면서 기온 급하강 이후 기온이 점차 안정되면서 상승하게 된다.

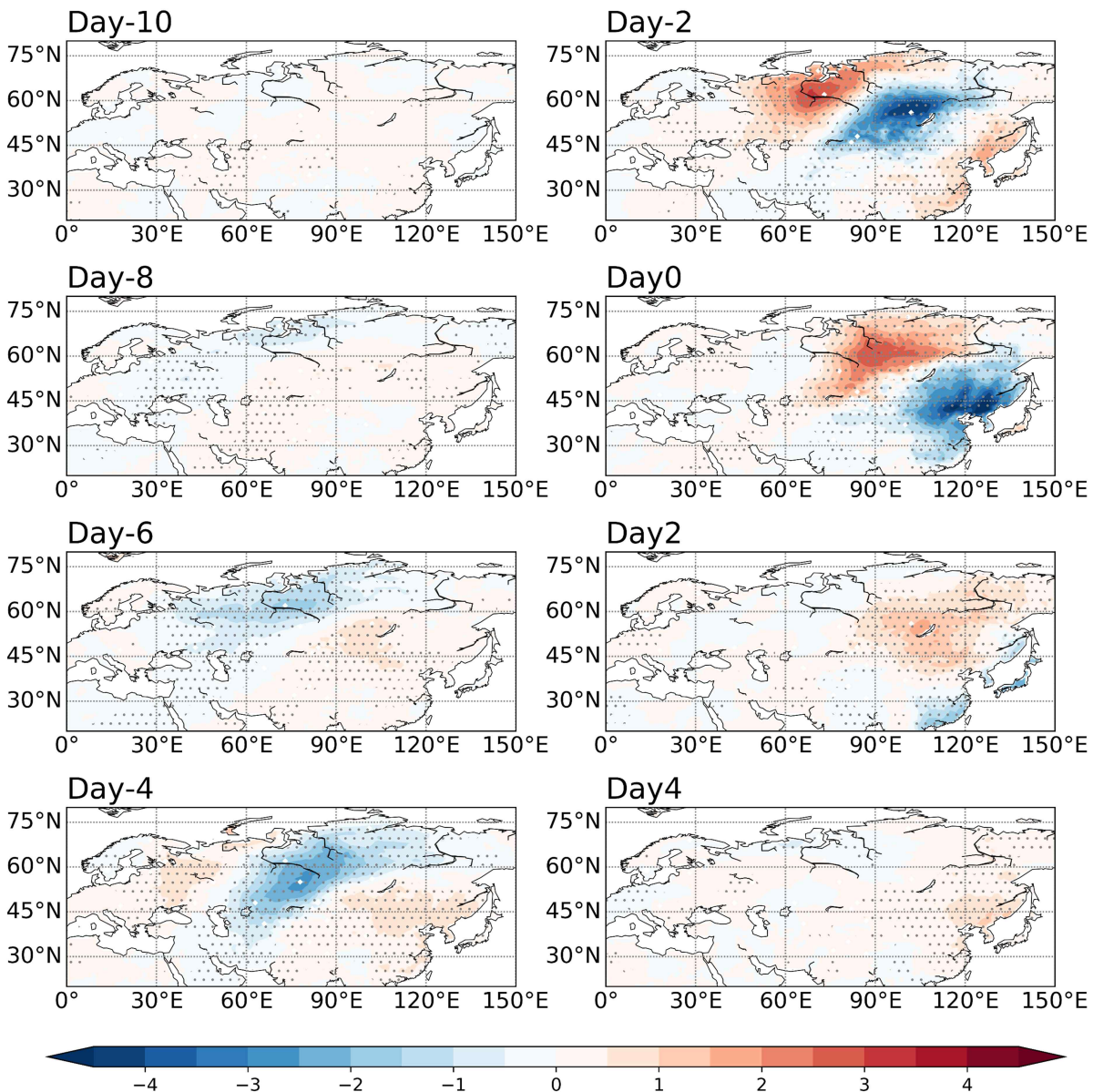


Figure 3.56. Lead-lag composites of daily dT/dt anomalies from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on $dTdt-D$ events. The dots denote the 90% confidence level based on the student t-test

공간 패턴 합성장 분석에서 나타난 특징을 정량적으로 확인하기 위해, 기온 급상승일과 급하강일을 기준으로 동아시아 영역 평균 기온과 기온 변화율을 산정하였다(Figure 3.57). 먼저 기온 급상승일을 기준으로 시간 변화를 살펴보면, 발생 약 일주일 전부터 급격한 기온 하강이 진행되다가 2일 전에 가장 낮은 값을 기록하며 최저점에 도달한다. 이후 기온이 빠르게 반전되어 상승하기 시작하고, 발생 1일에 기온 상승이 최대에 이른다. 급격한 온도 회복 이후 기온 상승 폭은 점차 약화 되지만, 약 일주일 정도 유지되면서 평년 대비 높은 기온 상태가 지속되는 특징을 보인다.

기온 급하강일을 기준으로 한 기온 변화는 전체적인 구조가 기온 급상승일 패턴의 부호만 반전된 형태로 나타나며, 비교적 비대칭적인 특성이 두드러진다. 특히 기온 급상승일 기준 2일 전에 나타나는 최저 기온보다 기온 급하강일 기준 2일 전에 나타나는 최고 기온의 크기가 더 큰 것을 알 수 있다. 또한 발생 1일에 기록되는 기온 최저값 역시 기온 급상승의 최고값보다 강한 음의 편차를 보여, 기온 급하강으로 인한 기온 낙폭이 전반적으로 더 크게 나타나는 경향이 있다. 이러한 결과는 기온 급하강 이벤트가 급상승에 비해 더 급격하고 강한 에너지 변화를 동반하며 동아시아 겨울철 극한 일 변동의 비대칭성을 구성하는 중요한 요소임을 의미한다.

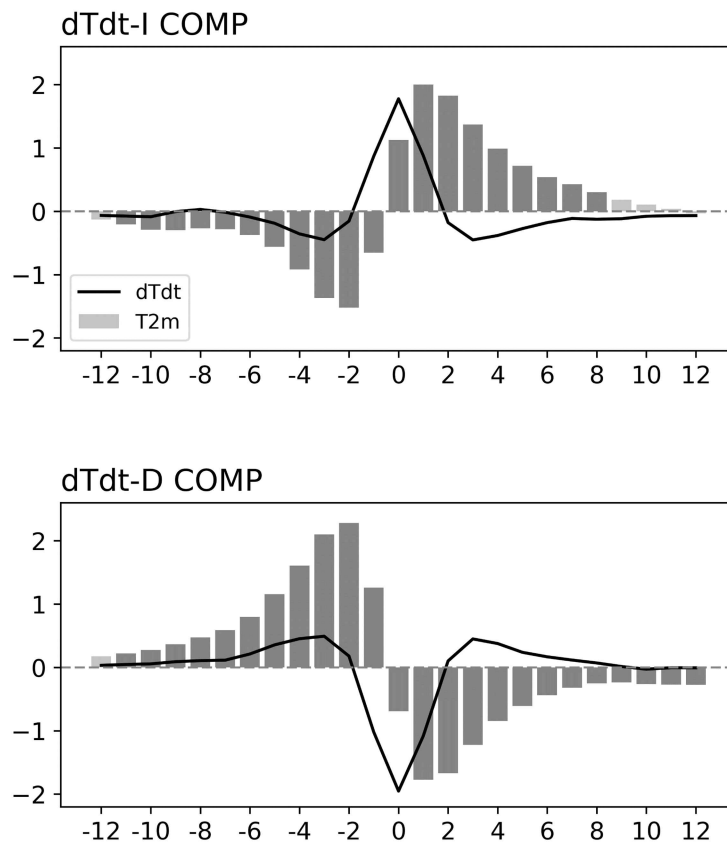


Figure 3.57. Lead-lag composites of area-averaged 2m temperature (bars) and dT/dt (lines) over East Asia centered on (upper) $dTdt-I$ and (lower) $dTdt-D$. Bars are shaded when they are statistically 90% significant based on the student t-test

기온 급상승일 기준으로 300 hPa 대기순환 패턴을 보면(Figure 3.58), 발생 10일 전 유럽을 중심으로 저기압, 지중해 주변에는 고기압이 발달하여 상층 파동 활동의 초기 형태를 보여준다. 이러한 기압 패턴은 점차 강화되고, 러시아 남부 지역에 저기압이 발달하면서 상층 파동이 동진하는 로스비 파동 전파 구조가 나타난다. 4일 전에는 저기압이 동아시아에 도달해 기온 급상승의 전조로 작용하게 되며, 이어 2일 전에 저기압이 최대로 강화된다. 이후 기온 급상승 일에는 이 저기압이 빠르게 동쪽으로 이동하면서 고기압이 위치하고, 기온 급상승 이벤트 직후 고기압 역시 북서태평양으로 빠져나가 상층 파동 활동이 약화된다. 이러한 결과는 기온 급상승 발생 전후로 상층에서 강한 파동 전파와 대기순환 변화가 작용함을 의미한다.

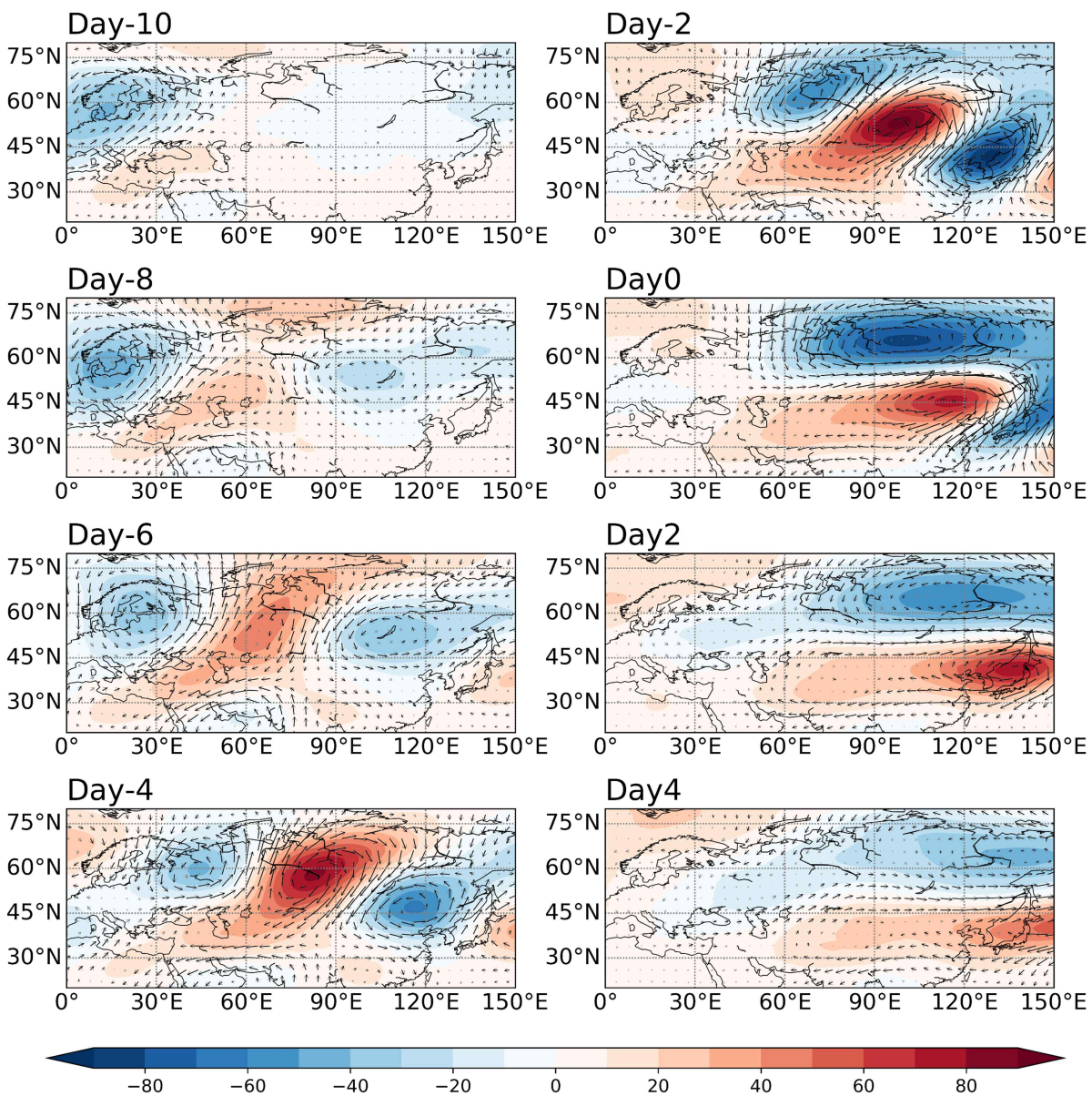


Figure 3.58. Lead-lag composites of geopotential height (shading) and wind (vector) anomalies at 300 hPa from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on dTdt-I events. The black vectors denote the 90% confidence level based on the student t-test

기온 급상승일 기준으로 하층 대기 패턴을 분석한 결과(Figure 3.59), 10일 전 유럽 남부에 저기압 발달하고 카라-바렌츠해 지역에 고기압이 형성된다. 이러한 패턴은 점차 강화되며 동진하는 경향을 보인다. 특히 고기압은 지속적으로 동진하여 2일 전에 동아시아 상공에 도달하며, 동아시아 지역은 고기압의 남풍 영향을 받게 된다. 반면, 초기에는 비교적 약하게 형성된 저기압은 규모와 강도가 빠르게 증가하고, 기온 급상승일에 러시아 북동부와 그 주변의 광범위한 지역을 덮는 강한 저기압으로 발달한다. 이러한 저기압 발달은 시베리아 고기압을 약화시켜 동아시아 전역에서 기온 상승을 유도하는 역할을 한다. 기온 급상승일 이후에는 북동부의 강한 저기압이 점차 약화되면서 하층 순환 또한 원래의 상태로 돌아오려는 경향을 보인다.

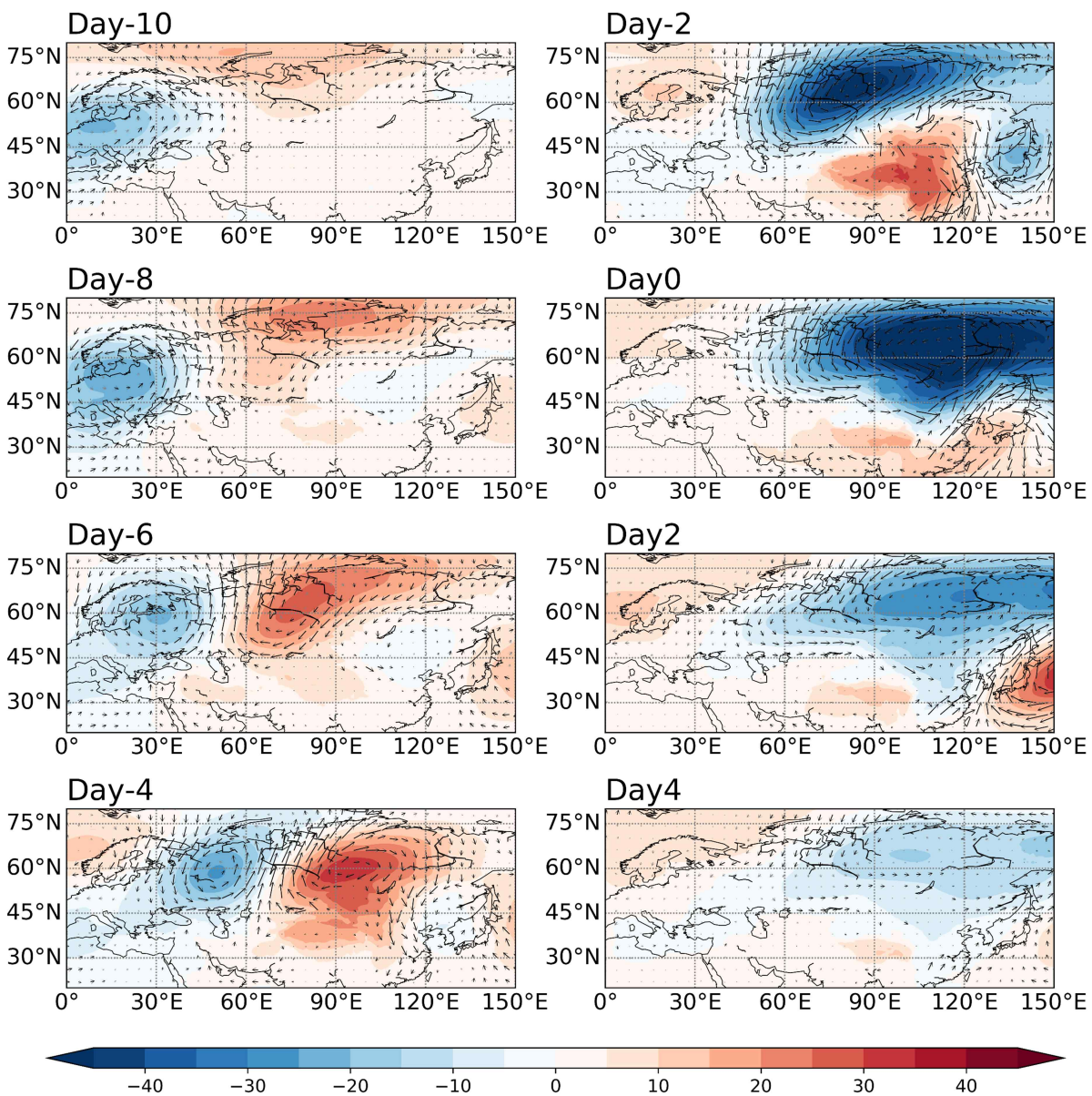


Figure 3.59. Lead-lag composites of geopotential height (shading) and wind (vector) anomalies at 850 hPa from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on $dTdt-I$ events. The black vectors denote the 90% confidence level based on the student t-test

기온 급하강일 기준으로 상층 대기 패턴을 분석한 결과(Figure 3.60), 발생 8일 전 러시아 북서부에 저기압, 그린란드 동쪽에서 고기압이 발달하여 뚜렷한 파동 전파 구조가 확인되었다. 또한 중국 서부 중심으로 고기압이 발달하여 유라시아 중위도 전역에 로스비 파동 패턴이 형성된다. 이러한 파동 구조는 점차 강화되면서 동진하고, 4일 전에 고기압이 동아시아에 도달해 기온 하강을 유도할 수 있는 배경장을 만들게 된다. 2일 전 이 고기압이 최대에 도달하여 동아시아에는 강한 고기압이 위치한다. 이후 기온 급하강일에는 동아시아 북부에 저기압, 일본을 중심으로 고기압이 나타나 기온 급하강을 유발하는 패턴이 보인다. 발생 2일 후에는 기압 패턴이 빠르게 약화되며 대부분의 파동 구조가 해양으로 이동해 유의미하게 지속되지 않는다.

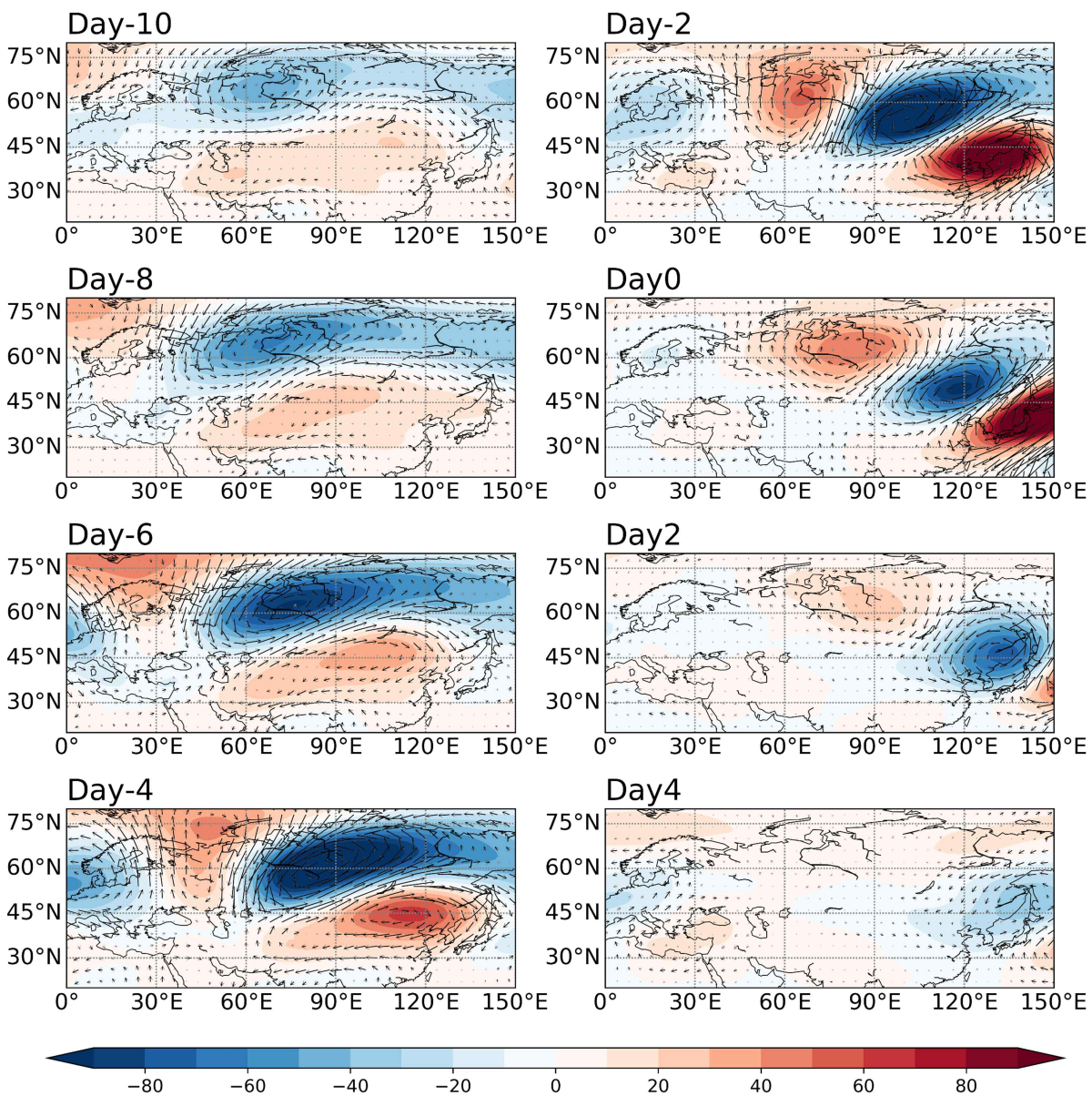


Figure 3.60. Lead-lag composites of geopotential height (shading) and wind (vector) anomalies at 300 hPa from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on dTdt-D events. The black vectors denote the 90% confidence level based on the student t-test

기온 급하강일 기준으로 하층 대기 패턴은(Figure 3.61) 상층의 파동 전파 구조와 유사하며 시베리아 및 북대서양-유라시아 연계가 뚜렷한 형태로 나타났다. 8일 전 러시아 북서부에 저기압, 아이슬란드 동쪽에 고기압이 위치하는 전형적인 파동 구조가 형성된다. 이러한 패턴은 동진하며 점차 강화되는데, 특히 저기압은 4일 전에 이르러 유라시아 북동부 전역을 광범위하고 강하게 뒤덮는다. 이후 저기압은 동아시아를 지나 동쪽 해양으로 빠져나가며 점차 약화된다. 초기 아이슬란드 동쪽에서 발달한 고기압은 유럽을 지나 러시아 북동부로 이동하고, 기온 급하강일에 동아시아 지역은 북풍을 영향을 받게 되어 급격한 기온 하강이 발생한다. 이후 기압 패턴들이 약화하고 해양으로 빠져나가면서 동아시아에 남아있는 유의미한 신호는 소멸한다.

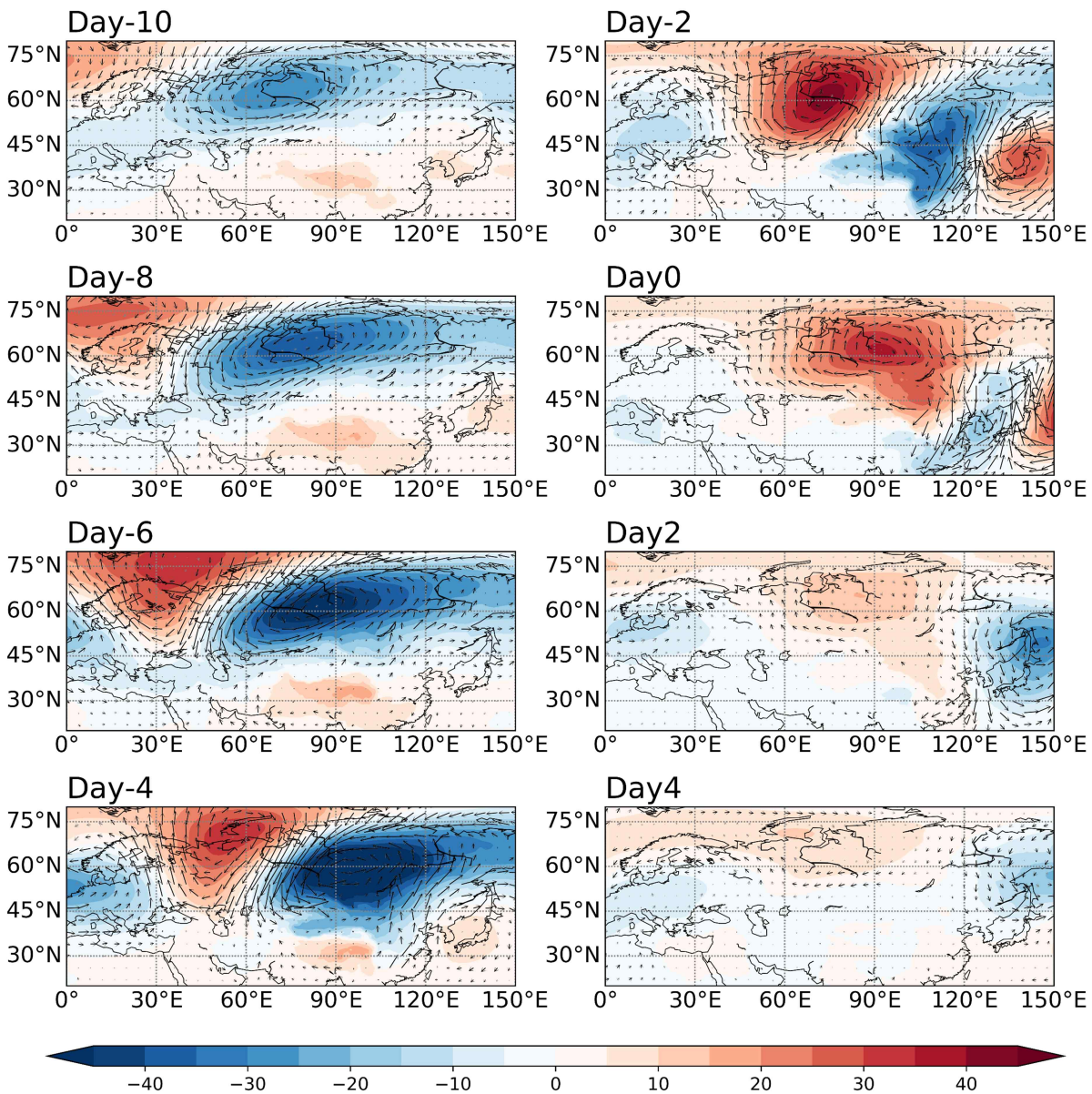


Figure 3.61. Lead-lag composites of geopotential height (shading) and wind (vector) anomalies at 850 hPa from day -10 to day +4, at 2-day intervals, centered on $dTdt-D$ events. The black vectors denote the 90% confidence level based on the student t-test

3.3.3.3. NAO의 배경장 효과와 AO의 위상 전환 메커니즘

앞서 살펴본 대기 합성장 분석에서 동아시아 겨울철 기온 급상승일과 급하강일을 기준으로 대기 상·하층에서 뚜렷한 파동 전파 패턴이 나타났다. 특히 상층에서는 유럽-시베리아-동아시아로 이어지는 강한 파동 전파 구조가, 하층에서는 고위도 기압계의 남북 전환을 동반한 변화가 관측되었다. 이러한 패턴은 북대서양-유라시아 지역의 대표적인 변동성인 NAO 및 북반구 고위도에서 나타나는 AO의 특징과 유사하며, 두 지수가 동아시아 겨울철 기온 급변동 발생에 중요한 배경 역할을 할 수 있음을 의미한다. 그러므로 합성장 결과에서 확인된 기후 인자를 정량적으로 평가하기 위해, 기온 급상승일 및 급하강일을 기준으로 NAO와 AO 지수에 대한 선·후행 합성장 분석을 수행하였다.

동아시아 겨울철 기온 급상승일과 급하강일을 기준으로 NAO와 AO 지수를 분석한 결과 (Figure 3.62), 두 지수 모두 기온 급변동 발생과 밀접하게 관련 있는 것으로 보인다. 기온 급상승일 약 2주 전부터 지속적으로 NAO 지수는 유의미한 음의 값을 나타내며 음의 위상이 유지된다. 이러한 음의 NAO는 2일 전까지 유지되다가 이후에는 통계적으로 유의미하지 않지만, 전반적으로 음의 위상을 유지하는 경향을 보인다. 반면, AO 지수는 12일 전부터 6일 전까지 유의미한 음의 값을 보이다가 급격히 양의 위상으로 전환되며 기온 급상승 1일 전에 양의 위상이 최대가 된다. 이후 AO는 빠르게 약화 되어 기온 급상승일이 지나면 다시 음의 위상으로 돌아가는 모습을 보인다. 그러므로 기온 급상승은 음의 NAO가 지속되는 배경장에서, AO의 빠른 위상 전환과 결합 되어 발생하는 경향이 있음을 알 수 있다.

기온 급하강일 기준 결과도 대체로 유사한 구조를 보이지만, 일부 차이가 존재한다. NAO 지수는 기온 급상승의 경우와 마찬가지로 약 2주 전부터 지속적으로 유의미한 음의 위상을 보이며, 기온 급하강 발생일을 전후로 음의 위상이 점차 약화되면서 통계적으로 유의미하지 않게 된다. 반면 AO 지수는 기온 급상승의 경우와는 정반대의 위상 변화를 보인다. 기온 급하강 발생 1주 전까지 AO는 유의미하지 않지만 대체로 양의 위상을 유지하며, 6일 전부터 빠르게 음의 위상으로 전환되고 2일 전 가장 강한 음의 AO가 나타난다. 이후 AO는 다시 급격하게 약화 되어 기온 급하강 발생 이후 양의 위상으로 전환된다.

이러한 결과는 동아시아 겨울철 일 단위 기온 급변동이 지속적인 음의 NAO 상태를 배경장으로 하고, 동시에 AO의 위상 전환이 기온 급변동 촉발 요인으로 작용할 수 있음을 시사한다. 특히 AO는 기온 급상승과 급하강에서 위상 변화의 양상이 서로 반대이며, 이는 대기 상·하층 파동 구조와 함께 동아시아 지역의 기온 변동 메커니즘을 설명하는데 중요한 단서를 제공한다.

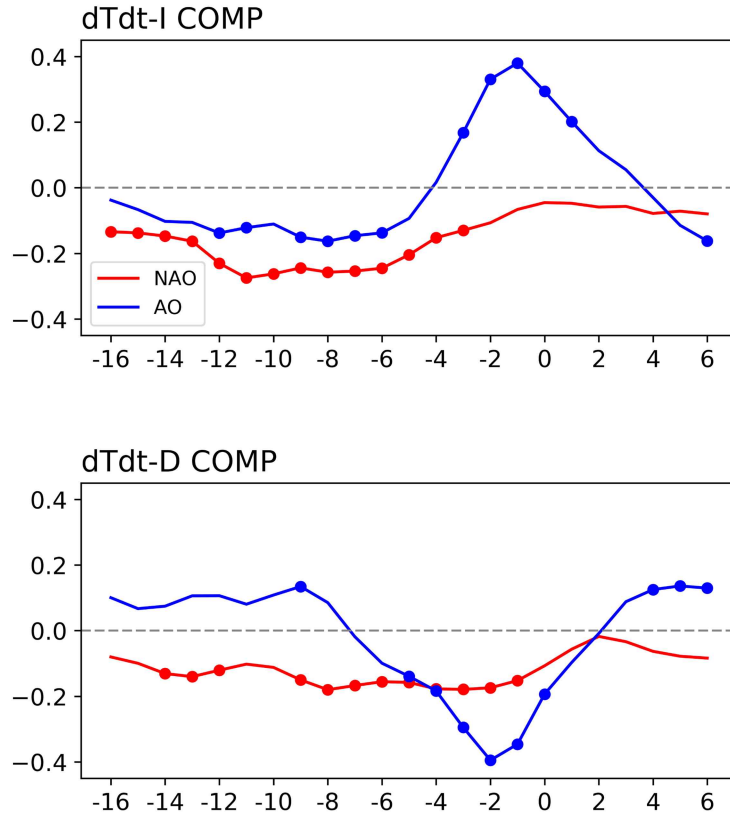


Figure 3.62. Lead-lag composites of NAO (red) and AO (blue) indices centered on (upper) dTdt-I and (lower) dTdt-D. Closed dots are statistically 90% significant based on the student t-test

동아시아 겨울철 기온 급상승과 급하강 발생 이전에 NAO 및 AO에 의한 파동 패턴이 뚜렷하게 나타나는 것을 확인하였다. 특히 NAO 음의 위상은 기온 급상승과 급하강 모두 유의미하게 선행한다. 이처럼 NAO가 실제 동아시아 기온 급변동 발생 과정에서 어떤 역할을 하는지 보기 위해, NAO 위상별로 동아시아 지표 기온과 시베리아 고기압 지수에 대해 선·후행 합성장을 분석하였다(Figure 3.63). 양의 NAO와 음의 NAO 모두에서 동아시아 지표 기온은 각각 양·음의 편차를 보이지만, 음의 NAO에서 동아시아 저온 강도는 양의 NAO에서의 고온 강도보다 훨씬 크며 시베리아 고기압의 발달 역시 음의 NAO에서 더 뚜렷하고 지속적이었다. 양의 NAO의 경우 시베리아 고기압 지수가 발생 1주일 전과 1주 이후에만 유의미하고 약한 반면, 음의 NAO에는 발생 1주일 전부터 1주일 후까지 지속적으로 유의미한 고기압 발달이 동반된다. 이는 음의 NAO가 동아시아 겨울철 급격한 기온 변동의 발생을 강화하는 중요한 배경 조건임을 의미한다.

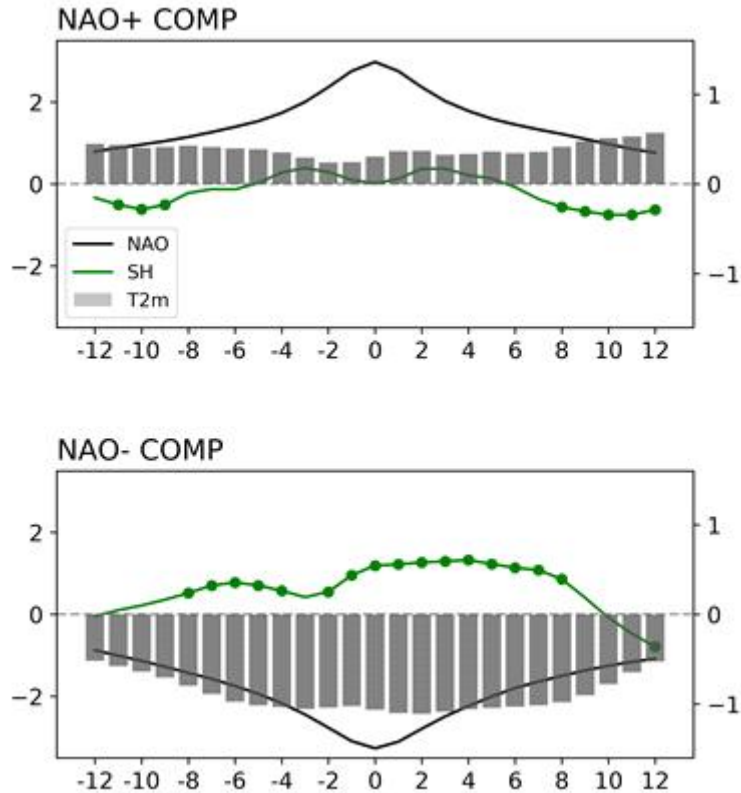


Figure 3.63. Lead-lag composites of NAO (black line), Siberian High (green line) and 2m temperature (bars) indices centered on (upper) positive NAO and (lower) negative NAO phase. Closed dots and shaded bars are statistically 90% significant based on the student t-test

동아시아 겨울철 기온 급상승과 급하강 모두에서 공통적으로 음의 NAO가 선행되는 특징이 나타나기 때문에, NAO 위상별로 동아시아 기온에 미치는 영향 차이를 이해하기 위해 상층 파동 전파 지연 합성장 분석을 수행하였다. 양의 NAO와 음의 NAO 모두에서 북대서양을 중심으로 하는 남북 쌍극자 기압 패턴이 관측되지만, 이 패턴의 구조적 특징과 동아시아로의 파급력은 위상에 따라 다르게 나타난다.

먼저, 양의 NAO는 그린란드를 중심으로 한 고위도에서 강한 상층 저기압, 북미 동부에서 유럽으로 이어지는 중위도에서는 광범위한 고기압이 형성된다(Figure 3.64). 양의 NAO 최대가 발생한 후 상층 저기압에서 분리된 파동 일부가 남동진하며 중위도 고기압을 지나 인도양 방향으로 빠르게 동진한다. 3일 후에는 우리나라와 일본을 중심으로 상층 고기압이 형성되고, 하층에는 남풍이 유입되어 기온 상승에 영향을 줄 수 있다. 그러나 대서양에서 발생한 상층 파동이 동아시아로 지속적으로 연결되지는 못하며, 남풍 역시 동아시아 북쪽 일부 지역에서만 약하게 유지된다. 이러한 특징은 양의 NAO가 동아시아 기온 변동성에 미치는 영향이 제한적임을 의미한다.

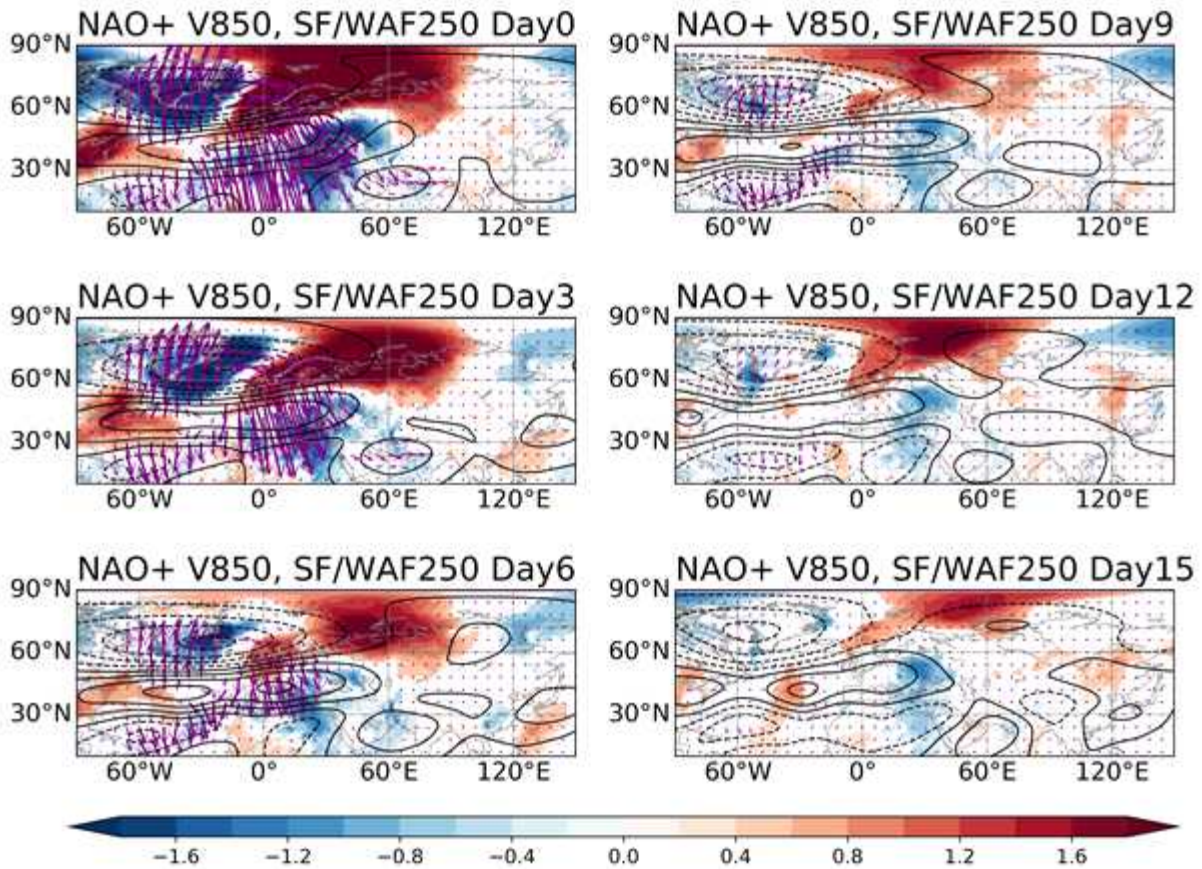


Figure 3.64. Composites of 850 hPa meridional wind (shading) and 250 hPa streamfunction (black contour) with wave activity flux (purple vector) anomalies on positive NAO phase from day 0 to day 15, at 3-day intervals

반면, 음의 NAO는 대서양에서 양의 위상과 구조적으로 유사한 남북 쌍극자 기압 패턴을 보이지만, 그 위치와 강도에서 중요한 차이가 존재한다(Figure 3.65). 음의 NAO에서는 남북 방향의 대서양 쌍극자 기압 구조가 더 서쪽에 위치하며, 상층 파동 전파가 양의 NAO에 비해 훨씬 강하고 뚜렷하게 나타난다. 이 파동은 유라시아 전역을 따라 동진하며 동아시아에서 강한 상층 저기압을 발달시키고, 동시에 하층에서는 지속적인 북풍 유입을 유도한다. 이러한 영향은 음의 NAO 발생 후 일주일 이상 유지되며, 결과적으로 동아시아 겨울철 기온 하강과 급격한 기온 변동을 유도하는 주요 배경장으로 작용할 수 있다.

선행연구에서도 음의 NAO가 양의 NAO에 비해 동아시아 겨울철 기온 변동성에 더 큰 영향을 준다는 점이 보고되었으며, 본 연구의 분석 역시 이러한 결론을 뒷받침한다. 그러므로 음의 NAO는 겨울철 동아시아에서 발생하는 기온 급변동 이벤트의 중요한 배경 메커니즘으로 작용할 수 있으며, 향후 동아시아 기온 예측성 연구에서도 핵심 인자로 고려해야 할 것으로 판단된다.

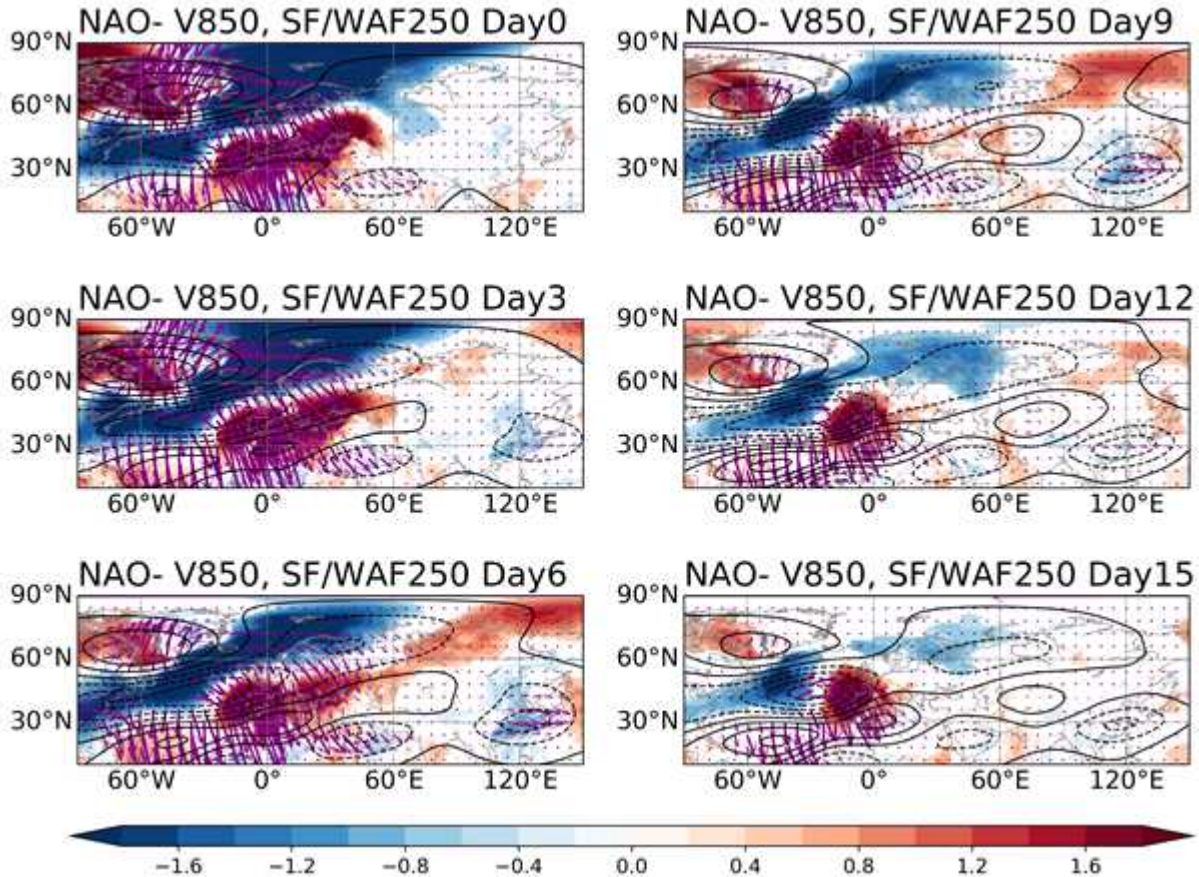


Figure 3.65. Composites of 850 hPa meridional wind (shading) and 250 hPa streamfunction (black contour) with wave activity flux (purple vector) anomalies on negative NAO phase from day 0 to day 15, at 3-day intervals

그러나 이러한 음의 NAO는 동아시아 기온 변동성을 강화하는 데 좋은 조건이지만, 그 영향이 비교적 완만하게 전개되어 기온 급상승 또는 급하강과 같은 일 단위에서 나타나는 이벤트의 직접적인 요인으로 작용한다고 보기에는 한계가 있다. 그러므로 동아시아의 급격한 기온 변동은 앞서 제시된 것처럼 NAO 보다 AO의 위상 전환과 더욱 밀접하게 관련되어 있으며, AO의 급격한 부호 변화가 단기 기온 급변동에 중요한 역할을 할 수 있음을 의미한다.

AO의 위상 전환이 동아시아 기온 급변동을 유도하는지 보기 위해, AO 지수를 5일 간격으로 이동 평균한 뒤 부호가 바뀌고(양에서 음 또는 음에서 양) 이후 최소 5일 이상 동일한 위상이 유지되는 전환 사례만 선별하여 동아시아 지표 기온과 시베리아 고기압 지수의 변화를 분석하였다(Figure 3.66). 그 결과, AO가 음에서 양으로 전환되는 경우 동아시아 기온은 약 일주일 이내에 평년보다 낮은 상태에서 빠르게 상승하여 양의 편차가 나타났으며, 이러한 기온 상승이 일정 기간 지속되었다. 이에 대응하여 시베리아 고기압은 양에서 음으로 전환되면서 고기압 세력이 약화 되는 경향을 보였다.

반대로 AO가 양에서 음으로 전환되는 경우, 동아시아 기온은 평년보다 높은 상태에서 일주일 이내에 급격하게 하강하여 음의 편차를 보였고, 이러한 기온 하강의 강도는 앞의 상승 사

례보다 훨씬 크게 나타났다. 동시에 시베리아 고기압 지수도 음에서 양으로 전환되며 고기압 세력이 강화되는 특징을 보였다.

이러한 결과는 AO 위상의 급격한 전환이 동아시아 겨울철의 단기 기온 급상승 및 급하강을 직접적으로 유도할 수 있는 중요한 요인으로 작용함을 의미한다. 특히 배경장으로 작용하는 NAO의 영향과 달리, AO의 위상 전환은 며칠 단위의 급격한 기온 변동을 설명하는 데 핵심적인 역할을 수행하는 것으로 판단 된다.

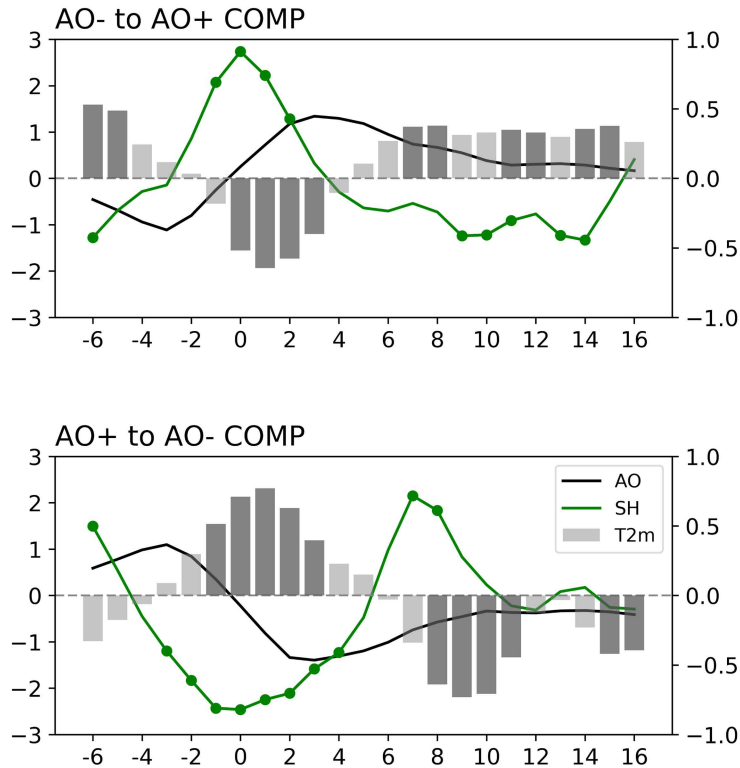


Figure 3.66. Lead-lag composites of NAO (black line), Siberian High (green line) and 2m temperature (bars) indices centered on AO phase transition (upper) from negative to positive and (lower) from positive to negative. Closed dots and shaded bars are statistically 90% significant based on the student t-test

3.3.4. 요약 및 토의

본 연구에서는 동아시아 겨울철 일 단위 기온 급상승과 급하강 현상을 정의하고, 그 장·단기 변동성과 관련된 전지구 해양·대기 패턴을 분석하였다. 기온 급상승과 급하강 빈도의 장기 변동성을 11년 이동 평균을 통해 확인한 결과, 급상승 빈도는 뚜렷한 장주기 변동을 보이지 않는 반면, 급하강 빈도는 수십 년 규모의 변동을 명확히 나타냈다. 이동 표준편차 분석에서는

두 지수 모두 최근 수십 년 동안 변동성이 증가하는 경향이 나타나, 겨울철 일 단위 기온 변동성이 점차 커지고 있음을 확인하였다. 또한 두 지수 간 상관성은 전체적으로 양의 값을 보이지만 시기별 변동이 크며, 특히 1970년대와 1990년대 전후에는 상관성이 거의 사라지는 등 기온 급변동에 작용하는 요인과 배경장이 시기별로 다르게 작용함을 시사하였다.

전지구 패턴 분석 결과, 기온 급상승과 급하강 모두 북극-중위도 간의 대조적인 지표 기온 패턴, 열대 태평양 엘니뇨 및 인도양 SST 상승, 대서양 삼극자 SST 패턴, 그리고 NAO, AO와 유사한 대기 파동 패턴이 나타났다. 이러한 패턴들은 특히 기온 급상승과 관련하여 더 강하게 나타났으며, 기온 급하강의 경우 상관성은 다소 약하지만 공간 구조는 대체로 유사했다. 전지구 해양-대기 인자와의 상관 분석에서는 기온 급상승 지수가 Nino3.4 SST, 북인도양 SST와 양의 상관성을, 북대서양 삼극자 SST, NAO, AO와 음의 상관성을 보였다. 반면, 기온 급하강 지수는 주로 대기 인자(NAO, AO)와만 유의미한 상관성이 나타났다. 일 단위 선·후행 합성장 분석에서는 기온 급상승과 급하강 모두 유럽-동아시아를 잇는 상층 파동 전파와 하층 기압골 이동이 공통적으로 확인되었으며, 기온 급상승과 급하강 발생은 각각 양·음의 기온 변화율이 동아시아로 진입하는 시점과 일치했다.

또한 NAO, AO와 관련된 분석을 통해 동아시아 겨울철 기온 급변동의 배경장과 직접적인 유발 메커니즘을 구분할 수 있었다. 음의 NAO는 기온 급상승과 급하강 모두 약 2주 전부터 지속적으로 선행되며 동아시아와 시베리아 고기압의 온도 구조를 형성하는 느린 배경장 역할을 한다. 그러나 NAO 자체는 기온의 급격한 변화를 유도하지는 못하며, 실제 급변동은 AO의 급격한 위상 전환과 밀접하게 연관되어 있다. AO가 음에서 양으로 전환되는 경우 동아시아 기온은 1주일 내 급격한 상승을 보이며 시베리아 고기압이 약화 되고, 반대로 양에서 음으로 전환되면 기온은 단기간 내 급격히 하강하며 시베리아 고기압이 강화된다. 이러한 결과는 음의 NAO는 동아시아 겨울철 기온 변동성에 대한 배경장을 조성하고, AO의 급격한 위상 전환이 실제 기온 급상승과 급하강 이벤트를 유발하는 핵심 요인임을 보여준다.

추가적으로, 동아시아 겨울철 기온 급상승·급하강 지수와 주요 대기·해양 인자 간의 장주기 변동을 보다 정량적으로 이해하기 위해 11년 이동 상관성을 분석하였다(Figure 3.67). 기온 급상승 지수는 Nino3.4, 북인도양 SST와 지속적으로 양의 상관성을 보여 왔으나, 최근으로 갈수록 그 상관성이 점차 약화 되었으며 특히 Nino3.4는 최근 시기에서 음의 상관성으로 전환되는 특징을 보였다. 한편, 북대서양 삼극자 SST, NAO, AO 등 대서양 및 고위도 인자들은 1970년대에 유의미한 음의 상관성을 보였으나, 이후 전반적으로 상관성이 약화된 상태로 유지되었다. 그럼에도 불구하고, 최근 20여년 동안 NAO와 AO는 다시 매우 높은 음의 상관성을 보이며 동아시아 기온 급상승 변동성과의 관련성이 강화된 것으로 나타났다.

기온 급하강 지수 역시 시기별 상관성의 뚜렷한 변화가 확인되었다. 1970년대를 전후해 Nino3.4, 북인도양 SST와 유의미한 양의 상관성이 존재했으나 이후 지속적으로 약해졌다. 반면, 같은 시기에 북대서양 삼극자 SST와 NAO는 음의 상관성이 유의미하였으며, 특히 2000년대 중반 이후 NAO와 AO는 기온 급하강 지수와 매우 강한 음의 상관성을 보였다. 이는 최근 동아시아 겨울철에 고위도 대기 변동성이 기온 급하강을 유도하는 데 더 중요한 역할을 하고 있음을 의미한다.

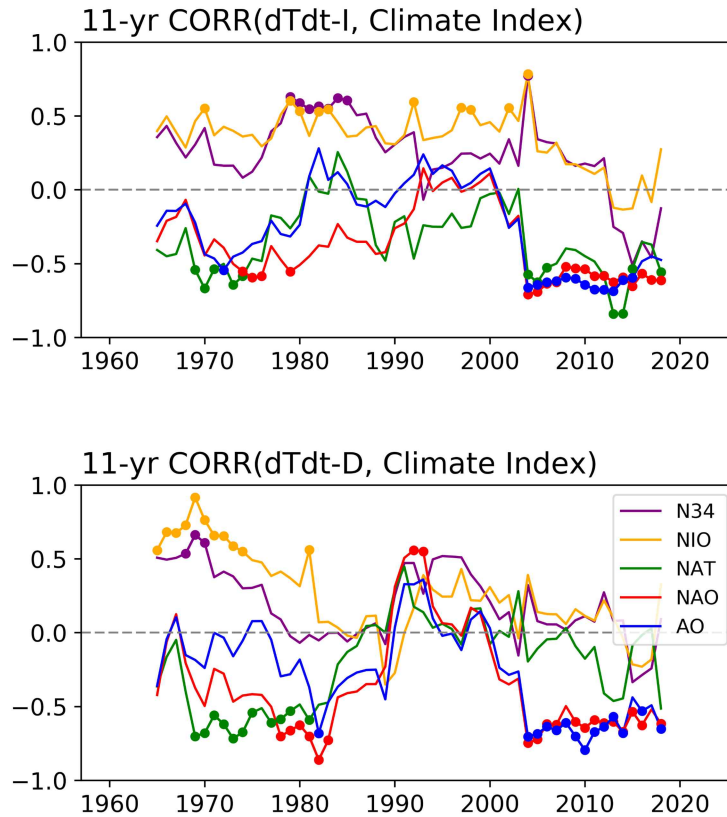


Figure 3.67. 11-year sliding correlation coefficients between the dTdt (dTdt-I and dTdt-D) indices and climate (Nino3.4 SST, North Indian Ocean SST, North Atlantic tripole SST, NAO and AO) indices. Closed dots indicate correlations that are statistically significant at the 90% confidence level based on the student t-test

동아시아 겨울철 기온 급변동과 관련된 NAO와 AO의 변동성을 살펴보면(Figure 3.68), 두 지수는 기본적으로 매우 높은 상관성(0.78)을 보이며 시계열 특성 또한 유사하게 나타났다. 11년 이동 평균을 적용하면 NAO와 AO 모두 장주기 변동성이 뚜렷해지며, 장기간에 걸쳐 양의 추세가 존재함을 확인할 수 있다. 이는 최근 수십 년 동안 북대서양-북극권의 대기순환이 양의 위상에서 더 자주 발생해 왔음을 의미하며, 이러한 배경장은 동아시아 겨울철 평균 기온뿐 아니라 기온의 단기 변동성에도 중요한 조건으로 작용할 수 있다.

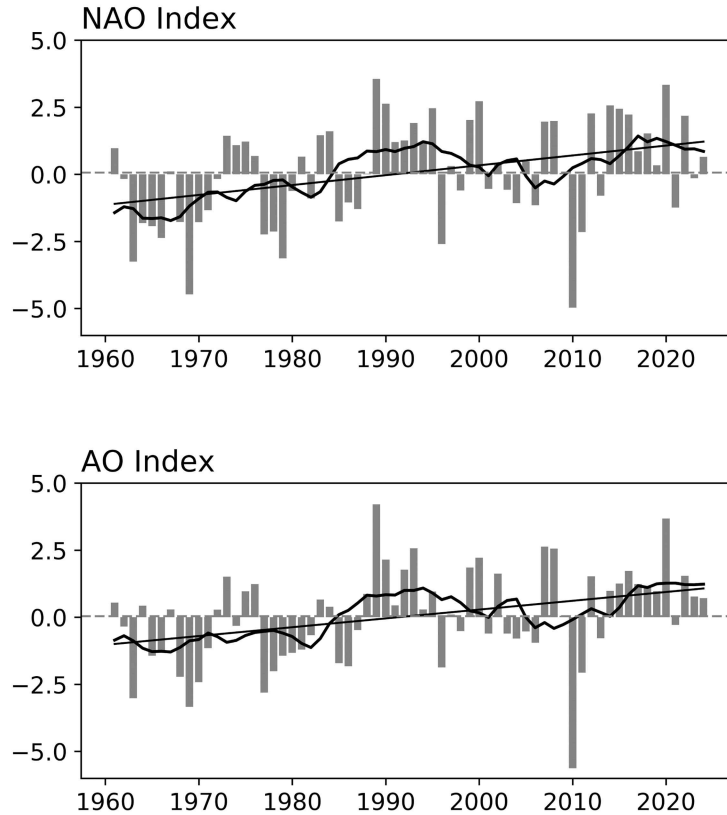


Figure 3.68. Time series of the (upper) NAO and (lower) AO indices (bars). The 11-year moving averages are shown as thick solid lines, while the thin solid lines indicate the linear trend

NAO와 AO의 장·단주기 특성을 기반으로, 근미래 예측성이 높은 것으로 알려진 NAO 지수를 활용하여 동아시아 기온 급상승 및 급하강 빈도와의 관련성을 다중 시간 규모에서 평가하였다(Figure 3.69). 기온 급상승 빈도는 NAO의 상대적으로 짧은 변동(1-6년)과 강하게 연결되어 있어, 단주기 예측 정보를 활용한 접근이 유효할 가능성이 크다. 반면 기온 급하강 빈도는 NAO의 1년 변동부터 10년의 장주기 변동까지 폭넓게 영향을 받는 것으로 나타나, NAO의 장주기 예측 능력이 기온 급하강 예측에 특히 중요하다는 점을 시사한다. 즉, 기온 급상승은 NAO의 단주기 변화에 민감하게 반응하는 반면, 기온 급하강은 장주기 배경장의 누적 영향이 더 크게 작용하는 구조로 해석될 수 있다.

이러한 결과는 선행연구에서 보고된 CMIP6 DCPD(Decadal Climate Prediction Projection)에 참여하는 모델의 NAO 예측성 평가와도 일관된 맥락을 가진다. DCPD에 모델들은 NAO 예측 성능에서 모델별로 상당한 차이를 보이는데, 일부 모델은 NAO의 장주기 변동성을 우수하게 재현하고, 다른 일부는 단주기 변동 예측성이 상대적으로 뛰어나다. 따라서 본 연구에서 제안된 NAO-기온 급변동 관련성은 향후 동아시아 겨울철 기온 급상승과 급하강 빈도 예측에서 유용한 근미래 예측 지표로 활용될 수 있으며, NAO 예측 성능이 우수한 모델을 선별한 앙상블

구성 전략에도 실질적인 기여를 할 수 있다. 이는 동아시아 겨울철 이상기후 현상 대응, 계절·근미래 전망 향상, 그리고 위험 기후 정보 제공에 중요한 기반을 제공할 것이다.

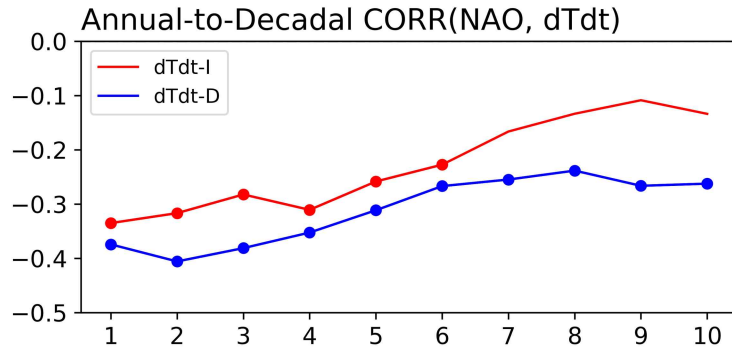


Figure 3.69. 1-year to 10-year sliding correlation coefficients between the dTdt (dTdt-I and dTdt-D) indices and NAO index. Closed dots indicate correlations that are statistically significant at the 90% confidence level based on the student t-test

4. 아태지역 A2D 이상기후 전망을 위한 편의보정 방법 개발

4.1. 봄철 가뭄 예측성 평가

4.1.1. 연구 방법 및 자료

4.1.1.1. 가뭄지수

가뭄은 발생 요인과 범위에 따라 기상학적 가뭄, 농업적 가뭄, 수문학적 가뭄, 그리고 사회경제적 가뭄으로 분류된다. 기상학적 가뭄은 일정기간 동안 강수량이 평년보다 부족하여 발생하는 현상을 말하며 가뭄의 가장 초기 단계로 수문학적 가뭄을 포함한 다른 유형의 가뭄에 선행하여 나타난다. 대표적인 기상학적 가뭄지수는 표준강수지수(SPI, Standardized Precipitation Index)와 표준 강수-증발산 지수(SPEI, Standardized Precipitation Evapotranspiration Index), Palmer 가뭄 심각도 지수(PDSI, Palmer Drought Severity Index)가 있다. 그 중 표준가뭄지수는 특정기간의 강수량을 표준화하여, 해당 기간의 수량이 평균보다 얼마나 적거나 많은지의 가뭄 심도를 나타내는 지수로 전 세계적으로 가장 널리 사용되며, 다양한 지속기간(예: 1, 3, 6, 12개월)등을 기준으로 계산 가능하다. 강수량만을 고려하여 가뭄을 측정하므로, 간단하고 직관적이거나, 기온이나 증발산량 등의 요소를 고려하지 않기 때문에 기후변화나 수자원 부족 문제를 충분히 반영하지 못한다. 표준 강수-증발산 지수는 강수량과 증발산량(또는 잠재적 증발산량, PET)의 차이를 표준화하여 가뭄을 평가하는 지수로 물의 공급(강수량)과 손실(증발산량)을 동시에 고려하므로 기후변화의 효과를 잘 반영하여 보다 정확한 가뭄 평가를 제공할 수 있고, 이는 농업, 수자원관리 등에 유용하다. 그러나 증발산량 추정을 위한 데이터를 필요로 한다. 그리고 Palmer 가뭄 심각도 지수는 강수량, 증발산량, 토양수분 상태 등을 반영하여 특정시점의 실제 습윤 상태가 해당지역의 정상적인 습윤상태와 얼마나 차이가 나는지를 정량적으로 평가한다. 물수지의 개념을 도입하여 가뭄의 장기적인 영향 및 누적 효과를 잘 나타내고 초기 가뭄의 시작과 끝을 비교적 정확하게 판단하지만, 계산이 복잡하며, 초기 계산시 지역 특성에 맞는 보정 계수가 필요하며, 또한 가뭄의 시작과 종료 시점을 결정하는데 시간이 오래 걸려 실시간 가뭄 감시에 다소 느리게 반응하는 단점을 가진다. 이 연구에서는 DCPM 모델의 기상학적 가뭄을 예측성 평가를 위해 모델 제공 변수, 계산의 복잡성 등을 고려하였으며, WMO(2012)와 Papalexioiu et al.(2021)에 따르면 6개월 누적 강수량이 기상학적 가뭄과 농업적 가뭄 상태를 설명하는데 더 적합하기 때문에 SPI6를 분석 가뭄지수로 선정하였다. SPI6는 6개월 누적 강수량을 기반으로 가뭄을 정량적으로 평가하는 지수로 Figure 4.1과 같이 장기간의 6개월 누적 강수량 자료에 적절한 확률 분포 함수를 적합하고, 이 누적 확률 분포를 평균이 0이고 표준편차가 1인 표준 정규 분포로 변환하여 자료를 정규화한 이후에 표준 정규 분포에서 계산된 지수를 기준으로 가뭄의 강도(예: 보통, 심각, 극심)를 분류하여 가뭄 사건을 식별합니다. 본 연구에서는 SPI6가 -1보다 작을 때를 가뭄의 발생으로 보았다.

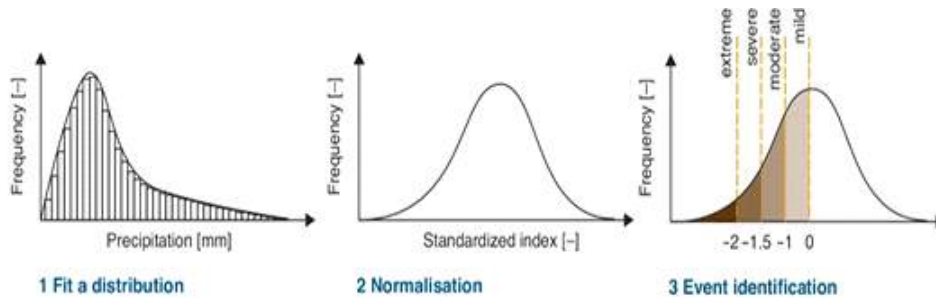


Figure 4.1. The Process for calculating the Standardized Precipitation Index (SPI) (Adapted form Keune et al., 2025).

4.1.1.2. DCPD 모델 자료

본 연구에서는 근미래 기후 변동성 분석 및 예측성 평가를 위해 CMIP6의 핵심 프로젝트인 DCPD 실험 자료를 활용하였다. DCPD는 계절 예측과 장기 기후 전망 사이의 간극을 메우기 위해 고안된 10년 주기 근미래 기후 예측 실험으로 기존의 장기 기후 모델링이 온실가스나 에어로졸과 같은 외부 강제력에 따른 백 년 단위의 장기적 추세에 집중했던 것과 달리, 관측 데이터를 모델의 초기 조건으로 사용하는 ‘초기화(Initialization)’ 기법을 적용하여 모델이 실제 기후 시스템의 현재 상태, 특히 해양의 열용량과 순환 상태를 반영하도록 설계되었다. 이를 통해 기후 시스템의 자연적인 내부 변동성과 인위적인 외부 강제력에 의한 기후 변화 신호를 종합적으로 고려함으로써, 향후 1년에서 10년 사이의 기온, 강수, 대기 순환장 등의 변동성을 보다 정밀하게 예측하는 것을 목표로 하고 있다. DCPD는 크게 과거 기간에 대한 재예측을 수행하여 모델의 예측 성능과 편의(Bias)를 검증하는 Hindcast(Component A), 검증된 시스템을 바탕으로 실제 가까운 미래를 전망하는 Forecast(Component B), 그리고 예측 불확실성의 원인과 물리적 메커니즘을 규명하는 민감도 실험(Component C)으로 체계화되어 있다 (Boer et al., 2016). 본 연구에서는 동아시아지역 봄철 가뭄의 예측성 평가를 위해 Hindcast(Component A) 실험 중에서 자료의 가용성과 시공간 해상도를 고려하여 CMCC-CM2-SR5, CanESM5, HadGEM3-GC31-MM, MIROC6, MPI-ESM1-2-HR 총 5개의 전구 기후 모델을 선정하였다. 연구에 사용된 모델의 상세 정보는 Table 4.1과 같다.

Table 4.1 Description of DCPD models used in the study.

No.	Model Name	Institution	Country	Resolution (lat×lon)	Ensemble	Month of initialization	Reference
1	CanESM5	CCCma	Canada	128×64	20	Jan	Swart et al. (2019)
2	CMCC-CM2-SR5	CMCC	Italy	288×192	10	Nov	Nicoli et al. (2023)
3	HadGEM3-GC31-MM	Met Office Hadley Centre	UK	432×324	10	Nov	Williams et al. (2017)
4	MIROC6	MIROC	Japan	256×128	10	Nov	Tatebe et al. (2019)
5	MPI-ESM1-2-HR	MRI-M DKRZ	DWD Germany	384×192	10	Nov	Muller et al. (2018)

4.1.1.3. 관측 자료

DCPD 모델의 과거 hindcast 성능을 객관적으로 검증하기 위한 관측 자료로, 동아시아 (20° N-60° N, 70° E-150° E) 영역에 대해 고해상도(0.5° x 0.5°)로 구축된 University of East Anglia 기후연구소에서 제공하는 CRU (Climate Research Unit) TS 4.03 월별 강수량 자료를 활용하였다. 이 자료는 전 세계적으로 분포한 기상 관측소의 실제 관측값을 기반으로 품질 관리 및 균질화 과정을 거쳐 구축된 자료로, 장기간의 기후 추세와 변동성을 정밀하게 반영하고 있어 기후모델의 장기 예측성 평가에 있어 표준적인 검증 자료로 널리 활용된다 (Harris et al., 2020). 그러나 연구 결과의 신뢰성은 입력 자료의 불확실성에 의해 영향을 받을 수 있기 때문에 본 연구에서는 CRU 관측 자료를 기준으로, ERA5 및 GCPP 재분석 자료에서 산출된 SPI6간의 시계열 상관 계수(Temporal Correlation Coefficient)를 비교 분석하여 자료 간의 유사성 평가를 수행하였다. Figure 4.2에 나타난 바와 같이, 중국 북서부의 일부 영역을 제외한 대부분의 연구 지역에서 0.8 이상의 매우 높은 상관 관계가 관측되었다. 특히, 상관 계수의 공간 평균은 ERA5 기반 SPI6가 0.88, GCPP 기반 SPI6가 0.93으로 산출되어, 두 재분석 자료 모두 CRU 관측 자료와 높은 수준의 시간적 유사성을 가지고 있음을 확인하였다. 따라서 CRU 관측 자료 하나만을 사용해도 될 것으로 판단되어 CRU 관측자료만을 분석에 사용하였다. 이후 분석에서는 모델과 관측 자료 간의 공간 해상도 차이를 해소하기 위해, CRU 관측자료를 DCPD 모델과 같이 1° 간격의 동일한 격자로 변환하여 수행하였다.

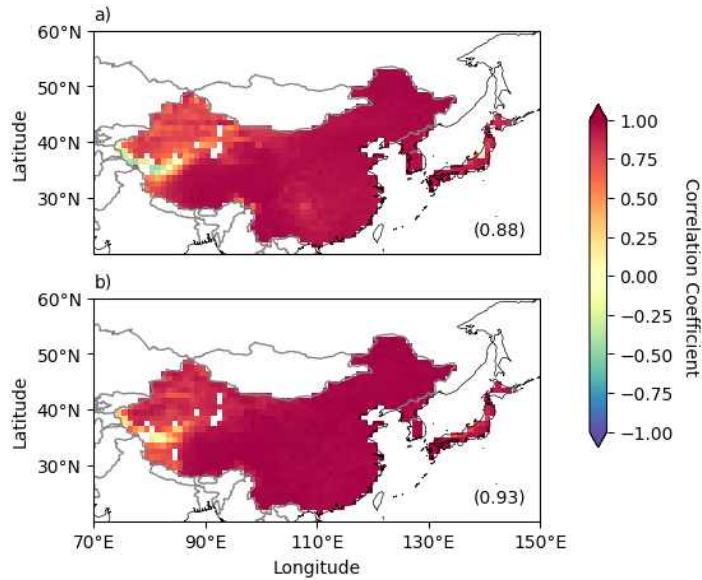


Figure 4.2. Spatial distribution of the temporal correlation coefficients of SPI6 based on (upper) CRU and ERA5, and (lower) CRU and GPCC datasets..

4.1.1.4. 검증

본 연구는 가뭄 예측의 다각도 평가를 위해 결정론적 검증과 확률론적 검증을 모두 수행한다. 특히 DCPD의 수년에서 십년 기간 동안의 가뭄예측 특성을 분석하기 위해 선행시간을 2년, 2~4년 평균, 2~6년 평균, 2~10년 평균으로 구분하여 분석을 수행하였다.

결론론적 검증을 위해서는 Heidke Skill Score(HSS)를 활용하여 모델의 가뭄 예측 성능을 검증하였다. HSS는 가뭄 발생(Yes)/미발생(No)의 예측이 얼마나 정확했는지를 평가하는 지표로 이상불 평균 SPI6가 -1.0 미만일 때 '가뭄 예측(Yes)'으로 간주하여 Figure 4.3의 2x2 분할표 (Contingency Table)를 기반으로 계산된다. HSS는 무작위 예측(Random forecast) 보다 얼마나 더 나은지를 평가하는 척도로 정확도 뿐만 아니라 우연의 일치로 맞힐 확률을 함께 고려한다. 1은 완벽한 예측, 0은 무작위 예측과 동일, 음(-)의 값은 무작위보다 못한 예측을 의미하며, 특히 발생 빈도가 낮은 극단적인 가뭄 및 습윤 사건에 대한 모델의 실제 예측 능력을 객관적으로 보여주는 데 효과적이다.

Event Forecast	Event observed		
	Yes	No	Marginal total
Yes	Hit (H)	False Alarm (F)	H+F
No	Miss (M)	Correct Rejection (C)	M+C
Marginal total	H+M	F+C	H+F+M+C = N

$$HSS = \frac{(H + C) - \frac{(H + F)(H + M) + (M + C)(F + C)}{N}}{N - \frac{(H + F)(H + M) + (M + C)(F + C)}{N}}$$

Figure 4.3. Contingency Table and the formula to calculate the Heidke Skill Score(HSS).

확률론적 검증은 예보가 특정 사건의 발생 확률을 얼마나 정확하게 예측했는지 평가하는데 사용된다. 본 연구에서는 Brier Skill Score (BSS)와 Relative Operating Characteristics (ROCS) 분석을 활용하여 동아시아 지역 봄철 가뭄 발생 확률 예측의 성능을 평가하였다.

BSS는 확률 예측의 정확도와 신뢰도를 정량적으로 평가하는 지표로, 예측된 확률 분포와 실제 관측 결과 간의 평균 제곱 오차인 브라이어 점수(Brier Score, BS)를 기후학적 기준 예측의 브라이어 점수(BS_clim)와 비교하여 산출한다($BSS = 1 - BS/BS_{clim}$). BSS가 1인 경우가 완벽한 예측에 해당되며, 0인 경우는 기후값 예측과 동일함을, 그리고 BSS가 음수인 경우는 기후값보다 낮은 성능을 가진다는 것을 의미한다. 특히 BSS는 모델의 확률 예측 능력이 단순 기후 평균보다 얼마나 개선되었는지를 나타내는 확률론적 성능을 평가하는 척도로 활용된다.

ROCS 분석은 확률 예보가 '예/아니오'와 같은 두 상황에 대한 결과를 얼마나 잘 구별하는지, 즉 예보의 식별력(Discrimination)을 평가하는 데 유용하다. ROCS는 예보 임계값을 변화시키면서 예보 성공률(Hit Rate)과 오경보율(False Alarm Rate) 간의 관계를 그래프로 나타내며, ROCS 곡선 아래의 면적(Area Under the Curve, AUC)은 예보 성능의 주요 지표로 사용된다. AUC 값이 1 가까울수록 완벽한 식별력을 의미하며, 0.5는 무작위 예측과 동일함을 나타낸다. 즉, ROCS는 '가뭄발생'과 '비 가뭄발생'을 얼마나 잘 구별하는지, 즉 판별력을 평가하는 지표이다.

4.1.2. 연구 결과

4.1.2.1. 관측 기반 동아시아 봄철 가뭄의 시공간 특성

DCPP 모델의 예측 성능을 평가하기에 앞서, 동아시아 봄철 가뭄의 관측 특성을 살펴보았다. Figure 4.4는 1961-2018 기간 동안의 연도별 SPI6와 동아시아 지역 가뭄 발생 면적을 나타낸다. 동아시아 전역의 평균 SPI6는 뚜렷한 연간변동성을 보였다. 1965년은 SPI가 -1.0에 근접하며 가장 넓은 가뭄 면적을 보인 해로 기록되었으며, 1990년은 가장 습윤한 해로 나타났다 (Figure 4.5, Figure 4.6) 연도별 동아시아 지역 가뭄 발생 면적은 뚜렷한 감소 추세를 보이고 있다. 이는 중국 북서부 지역에서의 70년대 이후 기온 상승과 강수량 증가에 의한 것으로 선행 연구(Wang et al., 2015) 결과와 일치한다.

Figure 4.7은 SPI6의 선형추세를 나타낸다. 전체(1961-2018)에 대한 선형 추세(+0.08)는 통계적으로 유의미하진 않으나, 전반적으로 약한 습윤화 경향을 보였다. 이는 Figure 4.4에 나타난 동아시아 지역 가뭄 발생 면적의 추세와 유사하다. 하지만 SPI6의 선형추세는 지역적으로 큰 차이를 보인다. 중국 북서부, 중앙 및 북동부에서는 뚜렷한 습윤화 추세가 나타난 반면, 중국 중부(110° E, 33° N 부근)에서는 오히려 건조화 추세가 관찰되어, 지역별 기후 변화 양상이 상이함을 확인하였다.

Figure 4.8은 최대 가뭄 지속기간 분석 결과를 나타낸다. 대부분의 지역이 2~3년의 지속성을 보였으나, 중국 남서부와 일본 일부 지역에서는 4~5년간 가뭄이 지속된 것으로 분석되었다. 이 지역의 경우 몇 년간 지속되어 발생한 봄철 가뭄으로 인해 봄철 농작물 생육 등에 큰 영향을 미쳤을 것으로 보인다.

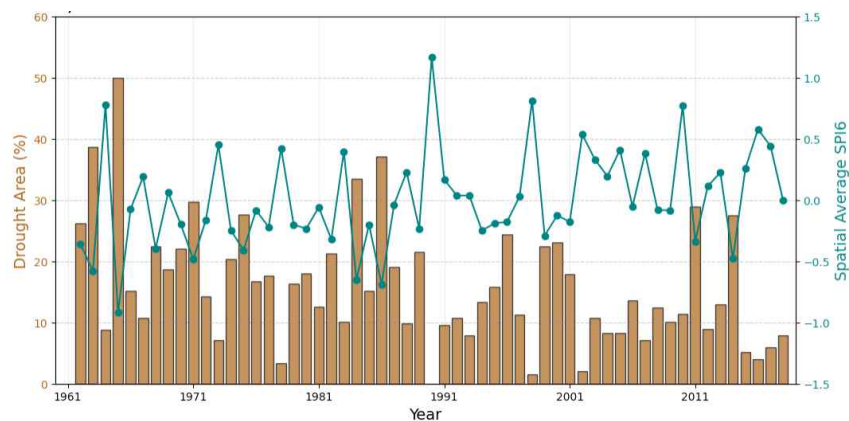


Figure 4.4. Time series of Drought Area (%; Brown Bars) and Spatial Average SPI6 (Green Line) from 1961 to 2018.

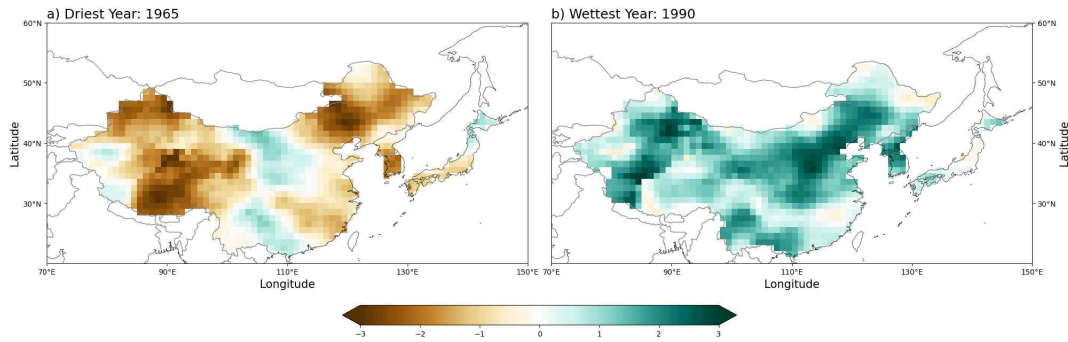


Figure 4.5. Spatial distribution of SPI6 for the a) Driest Year (1965) and b) Wettest Year (1990).

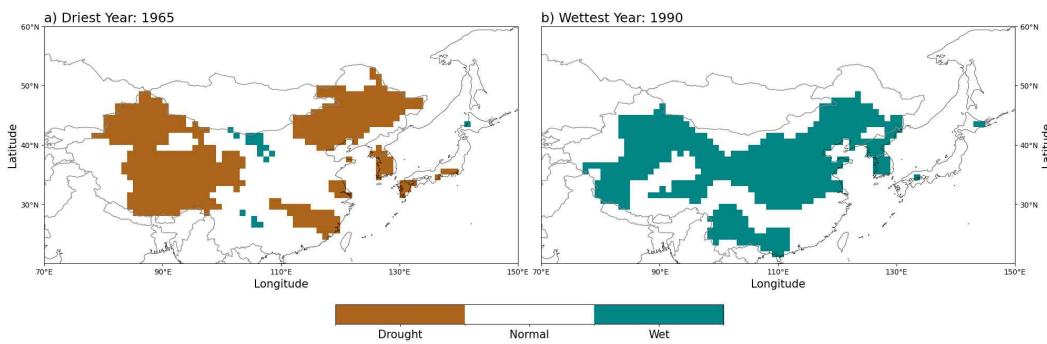


Figure 4.6. Spatial distribution map showing the classified occurrence of a) Drought in the Driest Year (1965) and b) Wetness in the Wettest Year (1990) over the study region. The map categorizes areas into Drought (Brown) when $SPI6 < -1$ and Wet (Teal) when $SPI6 > 1$, highlighting the spatial extent of significant extreme conditions.

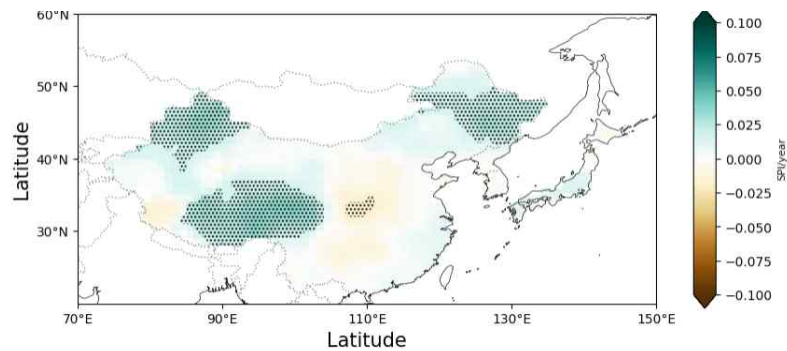


Figure 4.7. The linear trend of the 6-month Standardized Precipitation Index (SPI6) from 1961 to 2018 over East Asia. Positive trends indicate a wetting tendency, while negative trends indicate a drying tendency. The dotted areas indicate regions where the trend is statistically significant at the 95% confidence level.

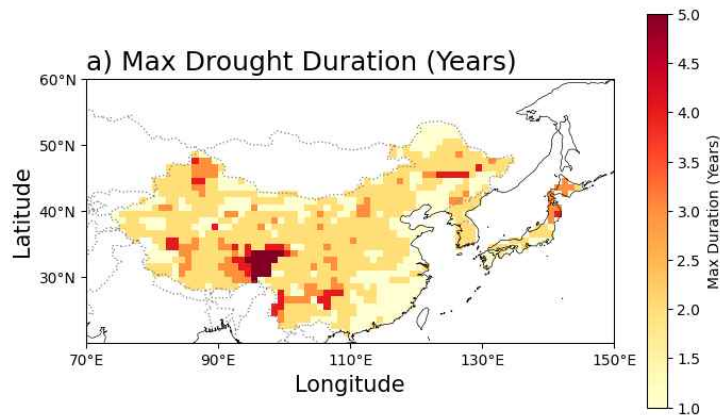


Figure 4.8. The Maximum Drought Duration for the periods 1961-2018.

4.1.2.2. DCPD 모델의 강수 예측 특성 분석

가뭄 지수인 SPI6를 산출하기 위해서는 모델의 강수량 모의 능력이 선행되어야 하므로, 5개 DCPD 모델의 강수량 예측이 관측과 어떠한 차이를 보이는지 정량적으로 진단하였다. DCPD 모델들의 평균 강수량 편차는 모델별 고유한 특성을 보일 뿐만 아니라, 예측 기간을 나타내는 리드 타임에 따라 그 크기와 공간적 분포가 크게 변화한다. 분석 결과, Figure 4.9에 나타낸 것과 같이, 동아시아 전역에 걸쳐 모델의 강수량 모의에 상당한 계통적 오차가 나타났다. 연구에 사용된 5개 모델 모두 대부분의 지역에서 양의 편차(Positive Bias)를 나타내 실제 관측보다 강수량을 과다하게 모의하는 경향(overestimation)이 있다. 이는 모델이 동아시아 계절풍 강수 시스템을 모의하는 과정에서 수분 수송이나 대류 과정을 과도하게 활성화하는 경향이 있는 것으로 보인다(Jiang et al., 2016). 이러한 강수량의 과대 모의 경향은 특히 중국 중동부지역에서 두드러지게 나타났다. 이 지역은 몬순 강수의 변동성이 큰 지역으로, 모델이 몬순의 북상이나 정체 전선의 강도를 과대평가했을 가능성이 있다. 모델별 편차의 크기에는 유의미한 차이가 나타났다. MIROC6는 분석된 모델 중 가장 큰 양의 편차 즉, 강수량의 과대 모의를 보인 반면, MPI-ESM1-2-HR은 상대적으로 가장 작은 편차를 보여 관측과 유사한 기후학적 평균 상태를 모의하였다. 이렇듯 강수량의 과대 모의는 가뭄지수인 SPI를 계산할 때 통계적 분포의 매개변수를 왜곡시킬 수 있고, 실제 가뭄인 사례를 비가뭄 사례로 판정되게 할 수 있다. 따라서 이러한 분석 결과는 DCPD 강수량 예측 정보를 가뭄 예측에 활용하기에 앞서, 평균 편차 보정(Mean Bias Correction)이 필요함을 시사한다.

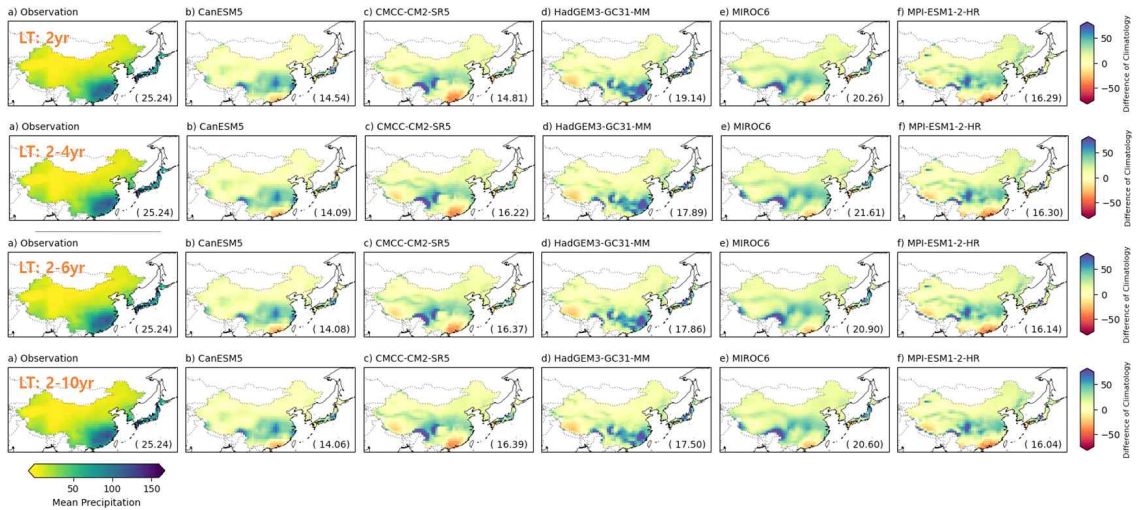


Figure 4.9. Spatial distribution of the Mean Precipitation Bias (Model minus Observation, mm) over East Asia for each DCP models at various lead times. The bias is calculated as the difference between the model's mean precipitation and the corresponding observation for forecast ranges of lead times: 2yr, 2-4yr, 2-6yr, and 2-10yr.

Figure 4.10는 관측과 DCP 모델의 강수량 표준편차를 나타낸다. CanESM5를 제외한 대부분의 모델(HadGEM3-GC31-MM, MIROC6, and MPI-ESM1-2-HR)은 동아시아 전반에서 음의 값이 우세하게 나타나, 관측 대비 강수량의 연간 변동성을 과소평가하는 경향을 보였다. 이는 모델이 전반적으로 너무 안정적으로 예측하고 있다는 것을 의미한다. 실제 관측에서는 SPI6가 -2보다 작은 강한 가뭄과 2보다 큰 강한 습윤이 발생해야 하는데 반해 모델의 SPI6는 그 값을 재현하지 못하는 것으로 보인다. 이처럼 변동성을 과소평가하는 모델은 해상도를 낮추어 BSS 분해시 예측성능을 저하시키는 주요 원인으로 작용할 수 있다.

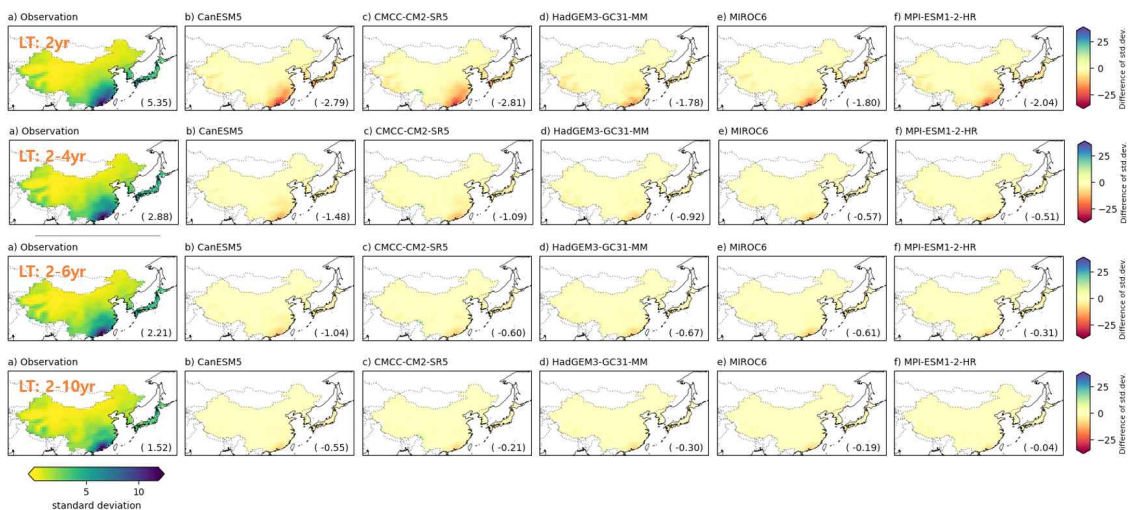


Figure 4.10. Spatial distribution of the difference in standard deviation of spring precipitation (Model minus Observation) over East Asia for each DCP models at various lead times.

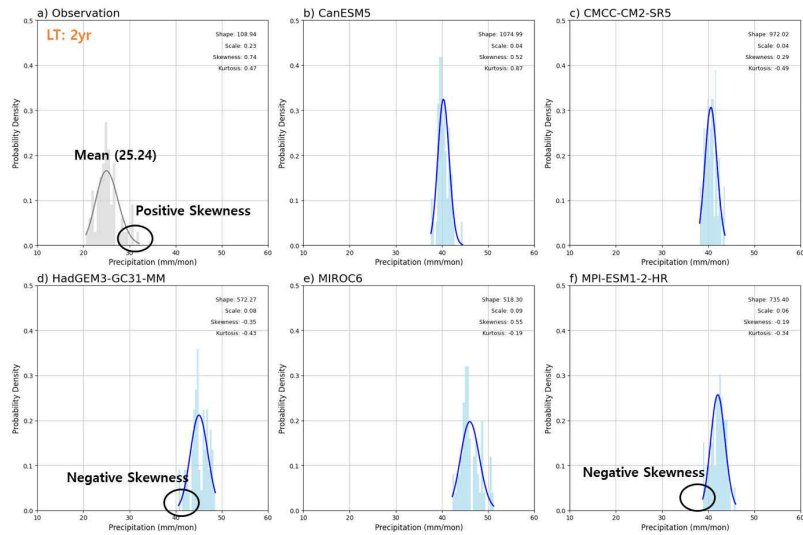


Figure 4.11. Comparison of Probability Density Functions (PDFs) for spring (MAM) precipitation between observations and DCP models at lead time 2 year.

모델에서 모의된 봄철 강수량의 분포를 보다 자세히 살펴보기 위해 2년 선행시간에 대한 관측과 모델의 강수량 확률밀도 함수를 비교 분석하였다(Figure 4.11). 그 결과 앞서 살펴본 모델 강수량의 과대모의뿐만 아니라 분포의 차이가 크게 발생함을 알 수 있다. Figure 4.11을 살펴보면 모든 모델의 평균이 관측(25.24 mm/month)보다 훨씬 높은 40~50 mm/month 구간에 위치함을 알 수 있다. 즉, 모델이 관측에 비해 과대 모의하는 것을 의미한다. 또한 모델이 강수량의 통계적 형태를 제대로 모의하지 못한다는 것을 왜도를 통해 확인하였다. 실제 관측 강수량은 양의 왜도(+0.74)를 보이며, 이는 극단적인 습윤한 사례의 경우가 오른쪽 꼬리 부분에 존재하는 현실적인 강수 분포의 특징을 잘 나타내고 있으나, HadGEM3-GC31-MM이나 MPI-ESM1-2-HR 등 다수의 모델은 이와 반대되는 음의 왜도를 보였다. 이는 모델이 강한 강수 이벤트를 제대로 만들어내지 못하고, 중간 정도의 강수만 빈번하게 생성하고 있음을 의미한다. 즉, HadGEM3-GC31-MM과 MPI-ESM1-2-HR과 같은 모델의 경우, 왜도와 첨도 등의 강수 분포에서 관측과 큰 차이가 있음에 따라 단순한 평균 편의 보정으로는 모델이 가지는 강수 특성을 보정하기 어려울 수 있음을 의미한다. 따라서 두 모델의 경우, 신뢰성 있는 미래 가뭄 예측을 위해서는 강수량의 평균뿐만 아니라 분포의 형태까지 관측에 맞게 보정할 수 있는 분위 사상법(Quantile Mapping)과 같은 분포 기반 보정 방법이 적용되어야 함을 시사한다.

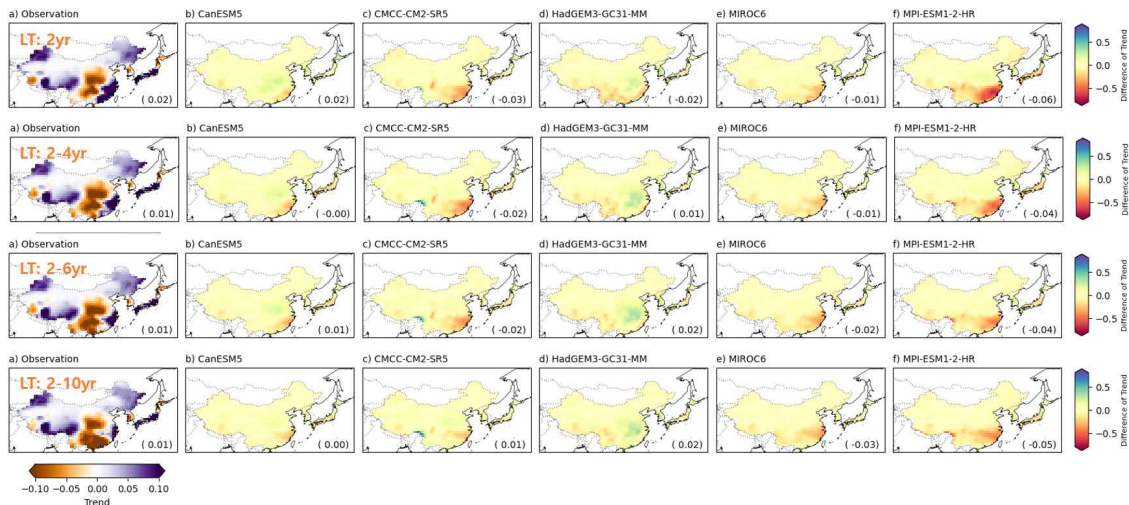


Figure 4.12. Spatial distribution of linear trends in spring precipitation (mm/mon/year) over East Asia for 1961-2018.

Figure 4.12은 1961년부터 2018년까지의 봄철 강수량 선형 추세를 나타낸다. 분석결과, 관측과 모델 간에 뚜렷한 패턴 불일치가 확인되었다. 관측된 봄철 강수량의 추세는 동아시아 지역 내에서 매우 대조적인 강수 추세 변화를 보여주고 있다. 예를 들어 중국 북서부와 동북부 지역에서는 뚜렷한 습윤화 경향이 나타나는 반면, 중국 중부 지역에서는 강한 건조화 경향이 관찰되어 지역적 편차가 매우 크다. 그러나 연구에 사용된 5개 DCPD 모델은 이러한 관측의 복잡한 지역적 추세 패턴을 재현하는데 한계를 보였다. 모델과 관측의 추세 차이를 보면, 관측에서 강한 추세가 나타난 지역들이 선형추세의 차가 큰 것으로 나타났다. 관측에서 건조화가 진행된 중국 중부 지역에서 모델들은 대부분 양의 오차를 보인다. 이는 모델이 해당 지역의 건조화 경향을 전혀 모의하지 못하고 오히려 습윤해지거나 변화가 없는 것으로 예측했음을 의미한다. 반대로 관측에서 강한 습윤화가 나타난 북부 지역에서는 음의 오차가 나타나, 모델이 실제 습윤화 속도를 따라가지 못하고 과소평가하고 있음을 보여준다. 이러한 추세 오차 패턴은 예측 선행시간이 2년에서 2~10년 평균으로 길어져도 크게 개선되지 않고 유지되는 경향을 보였다. 이러한 결과는 DCPD 모델들이 온실가스 증가에 따른 전 지구적인 완만한 습윤화 신호는 반영할지 몰라도, 에어로졸 효과나 자연적 10년 주기 변동성(PDO 등)에 의해 주도되는 지역적이고 국지적인 장기 추세를 모의하는 데는 구조적인 한계가 있음을 의미한다. 이는 단순히 모델의 평균값을 보정 하는 것만으로는 미래 가뭄 위험도의 지역적 편차를 정확히 예측할 수 없음을 의미하며, 향후 정확한 가뭄 전망을 위해서는 강수량에 대한 평균적인 편의를 보정 하는 것뿐만 아니라 추세 보정에 대한 보정 또한 필요함을 나타낸다.

4.1.2.3. DCPD 모델의 SPI6 예측 특성 분석

가뭄 예측에 대한 검증에 앞서 각 모델에서 산출된 SPI6에 대한 예측오차와

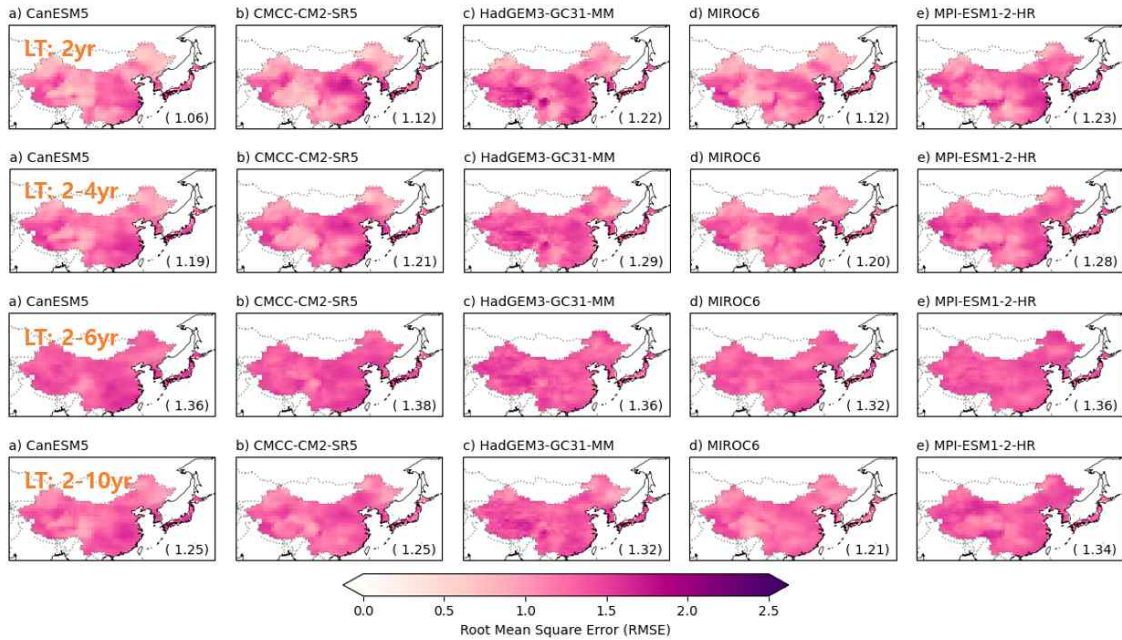


Figure 4.13. Spatial distribution of the Root Mean Square Error (RMSE) for spring (MAM) SPI6 hindcasts across five DCPD models with different lead times(2yr, 2-4yr, 2-6yr, and 2-10yr).

모델이 예측한 SPI6 값이 실제 관측값과 얼마나 차이가 나는지 평가하는 절대 오차 지표인 RMSE의 공간 분포와 리드 타임별 변화를 분석하였다 (Figure 4.13). 분석된 모든 모델과 리드 타임에서 공간 평균 RMSE 값은 1.06에서 1.38 사이의 범위를 보였다. SPI는 평균이 0이고 표준편차가 1인 표준 정규분포를 따르도록 표준화된 지수이므로, RMSE가 1.0을 초과한다는 것은 모델의 예측 오차가 기후적 자연 변동성보다 크거나 유사함을 의미한다. 이는 DCPD 모델이 특정 시점 또는 공간의 SPI 값을 정확히 예측하는 데 한계가 있다는 것을 나타낸다. DCPD 모델의 강수량 편의가 선행시간이 길어짐에 따라 감소하는 경향을 보였으나, RMSE는 선행시간이 길어짐에도 크게 감소하지 않았으며 선행시간별 차이를 확인할 수 없다. 다년 평균을 함에도 불구하고 RMSE가 높게 유지된다는 것은 모델이 가진 계통적 오차나 변동성의 오차가 여전히 존재하는 것으로 보인다. 따라서 이러한 결과는 DCPD 모델에서 보정 없이 생산된 SPI6의 가뭄 예측 결과는 활용하기에 한계가 있다는 것을 보여준다.

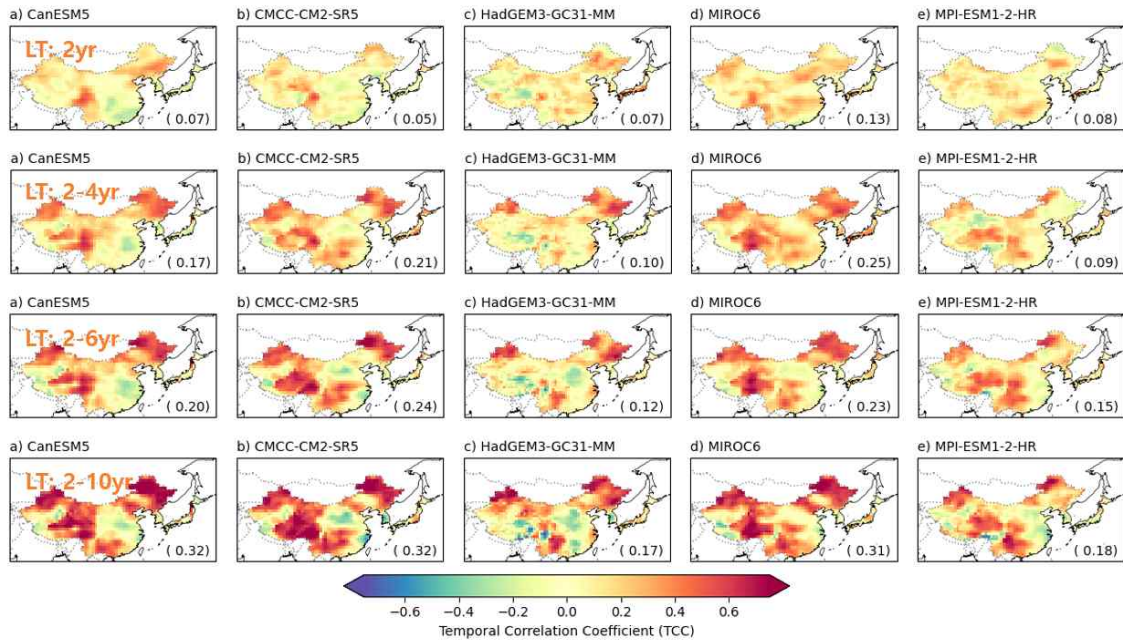


Figure 4.14. Spatial distribution of Temporal Correlation Coefficients (TCC) between observed and DCPD ensemble mean SPI6 for the spring season (MAM). The rows correspond to different lead times (2yr, 2-4yr, 2-6yr, and 2-10yr), and the columns represent the five individual DCPD models. The values in the bottom right corner of each panel indicate the spatially averaged TCC over the study domain. Red hues indicate positive temporal correlation, signifying high skill in capturing the phase and timing of variability, while blue hues indicate negative correlation.

앞선 RMSE 분석에서 DCPD 모델들이 관측 대비 다소 큰 절대 오차를 보였음에도 불구하고, 모델이 가뭄과 습윤의 발생 시점과 변동성을 얼마나 정확하게 모의하는지를 평가하기 위해 시간 상관계수 공간 분포를 살펴보았다. Figure 4.14에 나타난 것과 같이 대부분의 모델과 선행시간에서 동아시아 지역 전반에 걸쳐 양의 상관계수가 우세하게 나타났다. 이는 모델이 예측한 SPI6의 절댓값에는 편의가 포함되어 있을지라도, 기후 시스템의 장기적인 변동 패턴, 즉 건조기에서 습윤한 시기로 전환되거나 그 반대의 경향성은 관측과 유사한 변동 특성을 보이는 것을 의미한다. 특히, RMSE가 높게 나타났던 중국 중부 및 남부 지역에서도 TCC는 양의 값을 유지하고 있어, 모델이 변동성의 위상 자체는 놓치지 않고 있음을 보여준다. 모델별로 시간 상관계수의 공간 분포를 살펴보면, MIROC6의 경우 다른 모델에 비해 높은 상관계수를 보였다. 특히 중국 중부와 한반도 지역에서 0.4 이상의 높은 TCC를 기록하였다. 이는 앞선 강수량 편의 분석에서 MIROC6가 가장 큰 양의 편의(Wet Bias)를 보였던 것과 대조적인 결과이다. 즉, MIROC6는 강수량의 양적인 측면에서는 가장 부정확했으나, 가뭄이 언제 발생하고 언제 해소되는지에 대한 타이밍의 관점에서 5개 모델 중 가장 정확하게 예측하고 있음을 의미한다.

4.1.2.4. DCPD 모델의 가뭄 예측성 평가

4.1.2.4.1. 결정론적 예측성

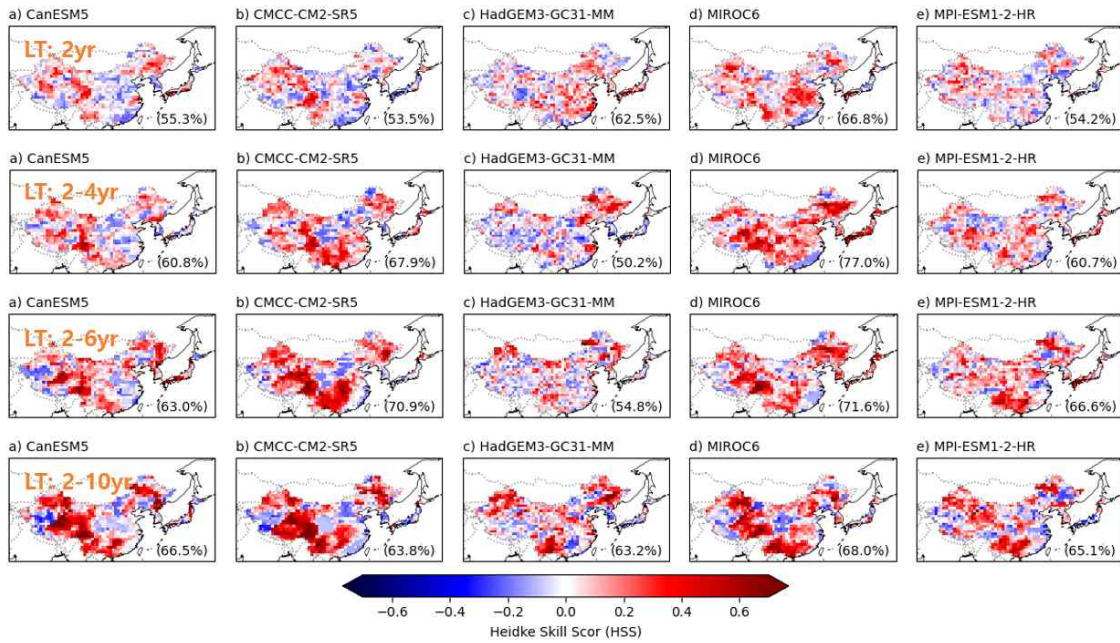


Figure 4.15. Heidke Skill Score (HSS) for spring (MAM) SPI6 forecasts across five DCPD models (CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC31-MM, MIROC6, and MPI-ESM1-2-HR) with different lead times (2yr, 2-4yr, 2-6yr, and 2-10yr). The percentage value in the bottom right corner represents the spatial coverage of grid points with positive skill (HSS > 0).

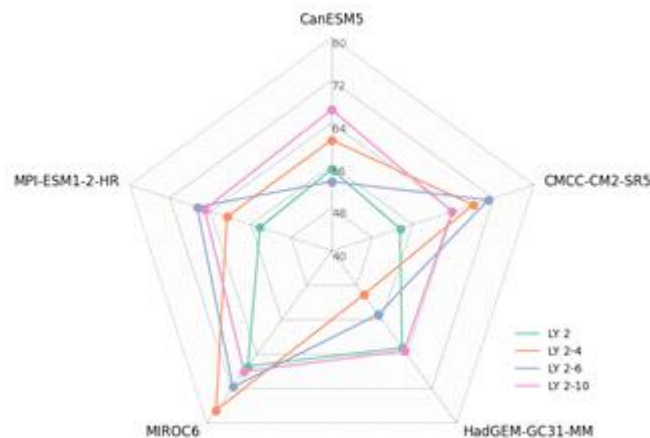


Figure 4.16. Percentage of the study area with positive Heidke Skill Score (HSS > 0) for spring (MAM) SPI6 forecasts.

DCPD 모델의 가뭄 예측성을 살펴보기 위해 HSS 검증을 수행하였다. 가뭄은 SPI6의 지수

를 이용하여 판별하였으며, SPI6지수가 -1보다 작을때는 가뭄 발생으로 보았다. 그 결과, Figure 4.15에 나타난 것과 같이, 대부분의 모델이 동아시아 지역의 많은 영역에서 HSS가 0보다 큰 것으로 나타났다. 이는 DCPM 모델이 무작위 예측보다 가뭄 발생을 더 정확하게 예측하고 있음을 의미한다. 특히 한반도, 중국 북동부, 화남 지역 등에서 높은 스킬이 관찰된다. 모델 간 가뭄 예측 능력을 살펴보면, MIROC6가 타 모델에 비해 0보다 큰 HSS를 가지는 지역이 많은 것으로 나타났다. MIROC6의 2년 예측의 경우, 동아시아 영역의 66.8%에서 양의 값을, 즉 무작위 예측보다 가뭄 발생을 더 정확하게 예측하였으며, 평균 2~6년의 선행시간에서는 약 77%까지 확장하였다(Figure 4.16). 타 모델에 비해 높은 MIROC6의 가뭄 예측 능력은 모든 선행시간에서 일관되게 유지되었다. 타 모델에 비해 MIROC6의 HSS가 높은 것은 앞서 TCC 분석결과와 연관이 있는 것으로 보인다. MIROC6의 경우 강수량을 가장 과도하게 예측하여 절대적인 오차는 매우 크게 나타났으나, HSS는 값의 절대적인 오차가 아닌 이벤트의 발생 여부를 평가하는 것으로 가뭄이 언제 발생하고 언제 해소되는지에 대한 타이밍을 정확히 예측하기 때문에 높은 HSS를 보였다. 이 결과는 DCPM 모델 평가 시 단일 지표인 절대 오차만으로는 모델을 평가하기 어렵다는 것을 보여준다. 특히 10년 단위 예측에 있어, 정책 결정자에게 중요한 정보는 정확히 몇 mm의 비가 올 것인가보다는 향후 10년이 과거 봄철에 비해 건조할 것인가, 습윤할 것인가라는 경향성에 대한 정보이기 때문에 높은 HSS를 가지는 DCPM 모델은 편의 보정을 통해 신뢰성 있는 장기적인 가뭄 위험도를 전망할 수 있다는 것을 의미한다.

4.1.2.4.2. 확률론적 예측성

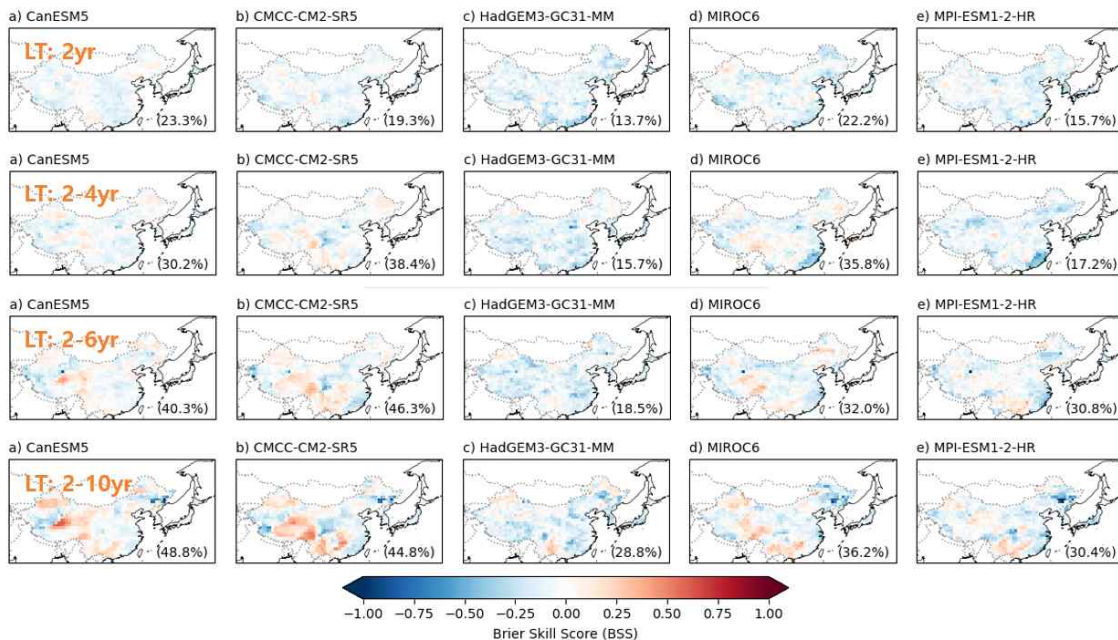


Figure 4.17. Brier Skill Score (BSS) for spring (MAM) SPI6 forecasts across five DCPM models (CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC31-MM, MIROC6, and MPI-ESM1-2-HR) with different lead times (2yr, 2-4yr, 2-6yr, and 2-10yr). The percentage value in the bottom right corner represents the spatial coverage of grid points with positive skill (BSS > 0).

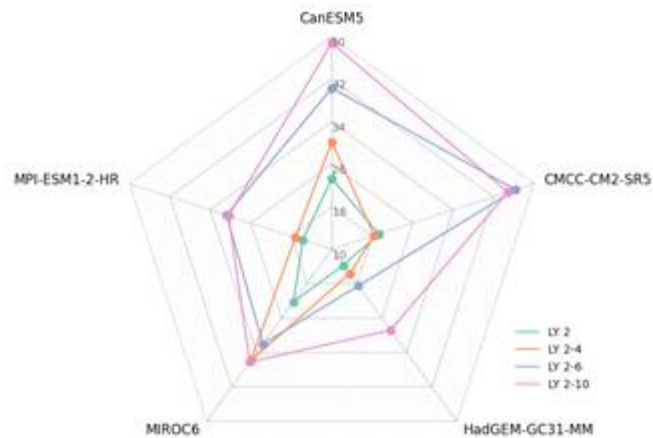


Figure 4.18. The Brier Skill Score (BSS) of five DCP models (CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC31-MM, MIROC6, and MPI-ESM1-2-HR) across different lead times (2yr:green, 2-4yr:orange, 2-6yr:blue, and 2-10yr:pink).

DCPP 모델의 가뭄 확률 예측의 정확성과 신뢰도를 종합적으로 살펴보기 위해 모델과 선행 시간에 따른 BSS를 비교 분석하였다(Figure 4.17, Figure 4.18). 분석에 사용된 모델 중 CanESM5의 가뭄 확률 예측 성능이 가장 높은 것으로 나타났다. Figure 4.18에 나타난 것과 같이 CanESM5의 BSS가 다른 모델에 비해 월등히 높았다. 앞선 가뭄예측의 결정론적 검증, 즉 HSS가 MIROC6에서 높게 나타난 것과 달리 확률론적 예측성능에서는 CanESM5가 가장 높게 나타났다. 이는 MIROC6가 가뭄의 타이밍은 잘 맞추지만, 예측된 확률값 자체는 부정확하여 신뢰하기 어렵다고 볼 수 있다. 이에 반해 CanESM5가 예측한 가뭄 확률 40%는 실제 발생 빈도 40%와 매우 유사하다는 것을 의미하며, 가뭄 확률예측 사용자에게 가장 신뢰할 수 있는 확률 정보를 제공할 수 있음을 의미한다. 선행시간별 BSS가 0보다 클 때의 면적 비율을 살펴 보면, 평균 선행시간이 길어질수록 확률 예측성능이 향상되는 경향을 보여준다. 선행시간 2년의 경우 모든 모델의 확률 예측 성능이 상대적으로 낮았으며, 2~10년 선행시간에서는 가장 넓은 영역에서 BSS가 0보다 크다는 것을 알 수 있다. 이는 DCP 모델이 연간 변동성을 상쇄하고, 10년 단위의 기후 신호를 포착할 때 확률 예측의 신뢰도가 극대화되었음을 의미한다.

가뭄이 발생했을 때와 가뭄이 발생하지 않았을 때를 구분하는 모델의 능력을 평가하기 위해, ROCS의 공간 분포와 ROCS의 값이 0.5 이상인 영역의 비율을 분석하였다(Figure 4.19). 분석에 사용된 모든 모델에서 선행시간이 길어질수록, 유효한 판별력을 가진 영역이 뚜렷하게 확장되는 경향을 보였다. 2년의 선행시간에서는 동아시아 지역의 약 54.8% ~ 63.2% 영역에서만 무작위 예측에 비해 나은 판별력을 보였으며, 9년 평균의 예측에서는 63.6% ~ 79.3%로 크게 증가하였다. 특히 CanESM5는 57.8%(2년 선행시간)에서 79.3%(2~10년 평균 선행 예측)로, CMCC-CM2-SR5는 54.8%에서 75.5%로 ROCS의 값이 0.5 이상인 영역의 비율이 크게 증가하였

다. 이는 DCPD 모델들이 연간 변동성 보다는 10년 단위의 저주파 변동성을 예측할 때, 가뭄과 습윤 상태를 더 잘 구분하는 것으로 보인다. 모델별로 그 판별력을 살펴보면, MIROC6의 경우, 단일 연도 (2년 선행시간) 예측에서 약 63.2%로 가장 넓은 영역에서 무작위 예측에 비해 예측력이 있는 것으로 나타났으며, 이는 앞선 HSS 분석에서 MIROC6가 단기 예측부터 우수한 예측 능력을 보였던 것과 일치한다. 장기 예측에서도 79.2%로 높은 가뭄 판별 성능을 유지하였다. MIROC6는 신뢰도가 낮아 BSS 점수가 다른 모델에 비해 낮았으나, ROCS 공간분포에서는 MIROC6가 가뭄을 구별하는 내재적 능력(Discrimination)은 매우 높은 것으로 나타났다. 이는 MIROC6의 모델 예측 특성을 고려하여 확률 재보정(Re-calibration)과 같은 편의 보정이 필요함을 의미한다. CanESM5는 단일 연도 예측에서는 MIROC6보다 스킬 영역이 좁았으나, 시간이 지날수록 성능이 크게 향상되어 장기 평균 예측에서는 79.3%로 전체 모델 중 가장 넓은 영역의 판별력을 보였다. 분석에 사용된 모든 모델이 장기 예측에서는 0.5 이상의 우수한 판별력을 가지고 있음을 확인할 수 있었으며, 모델별 예측 특성을 고려한 보정이 수행된다면 유용한 10년 가뭄 전망 정보를 생산할 수 있다는 긍정적인 전망을 제시한다. 모델/선행시간별 영역 평균된 ROCS의 결과는 Figure 4.20에서 재확인할 수 있다.

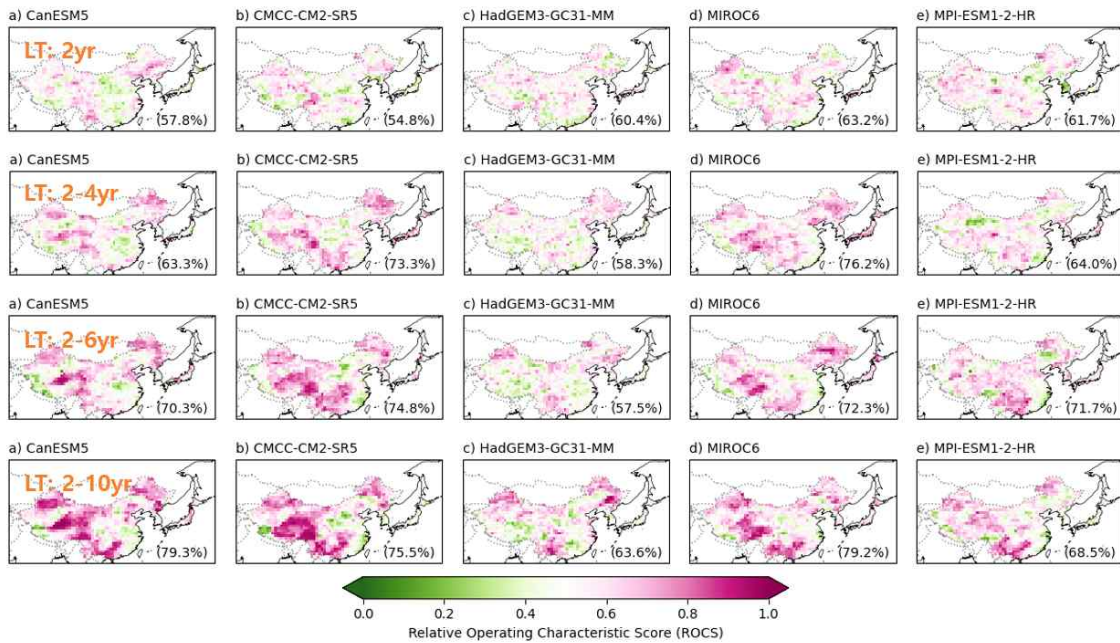


Figure 4.19. Spatial distribution of Receiver Operating Characteristic Score (ROCS) over East Asia for each DCPD models(anESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC31-MM, MIROC6, and MPI-ESM1-2-HR) at various lead times.

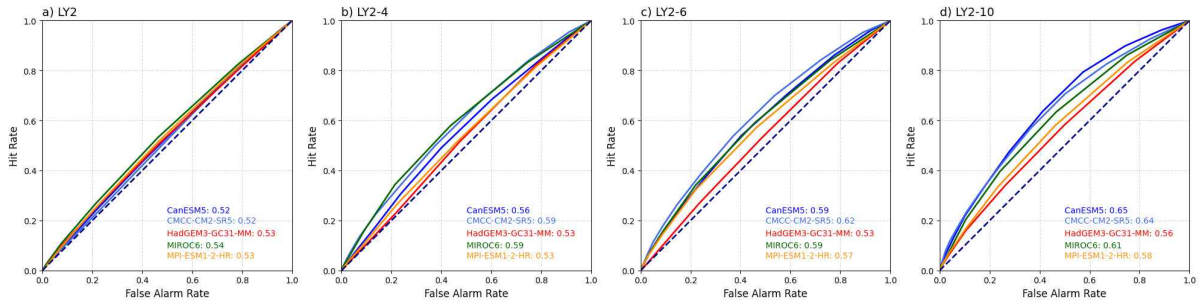


Figure 4.20 Receiver Operating Characteristic (ROC) curves for spring (MAM) SPI6 probabilistic forecasts across four different lead times. The panels (a-d) represent lead year 2, 2-4, 2-6, and 2-10 averages, respectively.

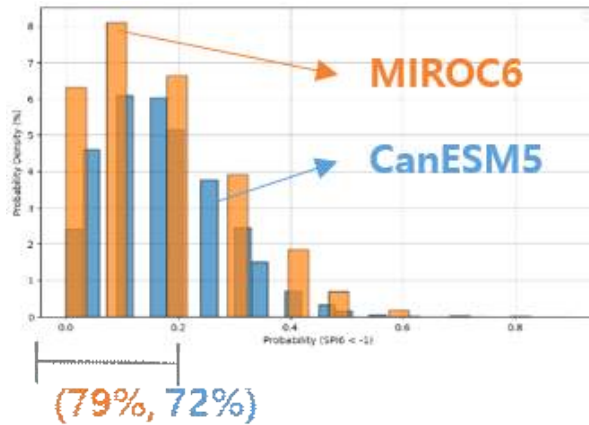


Figure 4.21. Comparison of probability density histograms for spring (MAM) SPI6 drought forecasts between CanESM5 and MIROC6. The orange bars represent the distribution of forecast probabilities from MIROC6, while the blue bars represent CanESM5.

BSS에서 가장 높은 성능을 보인 CanESM5와 HSS에서 가장 높은 성능을 보인 MIROC6 모델이 왜 서로 다른 평가 지표에서 다른 결과를 보였는지 살펴보기 위해, 두 모델에서 산출된 가뭄 발생 확률의 분포를 비교 분석하였다(Figure 4.21).

MIROC6는 10%~20% 구간에 매우 뾰족하게 집중된 분포를 보이고 있다. 이는 MIROC6가 대부분의 상황에서 '가뭄이 확률은 10~20% 정도다'라는 확실적인 예측을 내놓고 있음을 의미한다. 이러한 좁은 분포는 모델이 특정 임계값을 기준으로 가뭄 여부를 강하게 결정함을 의미한다. 즉, 이러한 결단력(Sharpness)은 높은 판별력(HSS, ROCS)으로 이어진 것이라 할 수 있다. 그러나 실제 가뭄은 10~20%보다 훨씬 다양한 빈도로 발생하므로, 이러한 확실적인 확률 값

은 실제와는 큰 오차가 발생하기 때문에 신뢰도가 낮고 BSS 점수가 떨어지는 원인이 될 수 있다. CanESM5는 0%에서 50% 이상까지 비교적 완만하고 넓게 퍼져 있는 분포를 보인다. 모델이 예측한 다양한 확률 값들이 실제 발생 빈도와 잘 일치하기 때문에, 확률의 신뢰도를 검증하는 BSS에서 높은 값을 보였다. 그러나 분포가 넓고 완만하다는 것은 '가뭄이다/아니다'를 확실하게 구분하는 신호가 상대적으로 약하다는 것을 의미하며, 이것이 HSS가 낮은 이유가 될 수 있다. 따라서 지금까지 많은 연구에서 모델의 예측성 향상을 위해 일률적인 보정 방법을 적용하였으나, 개별 모델의 예측 특성을 고려한 맞춤형 보정 방법이 필요하다. 예를 들어 MIROC6와 같이 가뭄예측의 판별력은 좋으나, 신뢰도가 낮은 모델은 확률 재보정과 같은 방법이 적용될 수 있고, CanESM5와 같이 확률의 신뢰도는 높으나, 가뭄과 비 가뭄에 대한 구분이 뚜렷하지 않은 경우에는 분위 사상법 등을 적용할 수 있을 것으로 판단된다.

4.2. 여름철 폭염 예측성 평가

4.2.1. 방법 및 자료

4.2.1.1. 폭염 지수 선정

ETCCDI(Expert Team on Climate Change Detection and Indices) 및 기상청에서는 폭염을 포함한 극한기후를 설명하는 다양한 지수를 제시하고 있다. ETCCDI에서 제시하는 기온 관련 지수는 20종이고 기상청 지역 기후변화 전망보고서에 제시된 극한기후지수 21종 중 고온 관련 지수는 9종으로 공통적으로 제시된 지수는 총 8종이다.

폭염 지수 계산에 사용되는 기온 변수를 기준으로 구분하면 일최고기온에서 유도되는 지수에는 4종(폭염일수(TX33), 여름일수(TX25), 온난일(TX90p), 일최고기온연최대(TXx))이 있고 일최저기온에서 유도되는 지수에는 3종(열대야일수(TN25), 온난야(TN90p), 일최저기온연최대(TNx))이 있다. 폭염의 빈도 및 강도를 기준으로 구분하면 5종(폭염일수(TX33), 여름일수(TX25), 온난일(TX90p), 열대야일수(TN25), 온난야(TN90p))의 지수는 기준치를 넘는 날의 연중 일수인 빈도를 설명하는 지수이며 2종(일최고기온연최대(TXx) 및 일최저기온연최대(TNx))의 지수는 폭염 강도를 설명하는 지수이다.

폭염의 빈도 및 강도, 지역적 특성을 모두 고려하여 분석하기 위해 ETCCDI 및 기상청의 지수 모두를 종합 후 총 6종의 지수(여름일수(TX25), 열대야일수(TN25), 온난일(TX90p), 온난야(TN90p), 일최고기온연최대(TXx), 일최저기온연최대(TNx))를 선정하여 분석하였다(Table 4.2).

Table 4.2. Selected temperature extreme indices in the analysis.

Label	Index Name	Units	Variable	
Frequency	Number of summer days:			
	TX25	annual count of days when TX (daily Max. temperature) >25° C	Days	Max. temperature
	Number of tropical nights:			
	TN25	annual count of days when TN (daily min. temperature) >25° C	Days	Min. temperature
	Number of days when daily Max. temperature is greater than the 90th percentile			
	TX90p		Days	Max. temperature
	Number of days when daily min. temperature is greater than the 90th percentile			
	TN90p		Days	Min. temperature

Intensity	TXx	Max. value of daily max. temperature	℃	Max. temperature
	TNx	Max. value of daily min. temperature	℃	Min. temperature

4.2.1.2. 분석 자료

본 연구에서는 CMIP6(Coupled Model Intercomparison Project 6)의 DCPA(Component A of the Decadal Climate Prediction Project)에 참여하는 예측 시스템에서 생산되는 일별 10년 예측 자료를 사용하였다. 참여 예측 시스템의 수는 10여 개 이상이지만 본 연구에서는 5개의 예측 시스템에서 생산되는 자료를 사용하였으며 예측 시스템의 앙상블 멤버수, 공간 해상도, 초기화 시기 또한 Table 4.3에 설명되어 있다. 검증에 사용된 자료는 ERA5(ECMWF Reanalysis v5) 재분석자료이다. 모델 자료 및 재분석 자료 모두 $1^{\circ} \times 1^{\circ}$ 의 공간 해상도로 재격자화 후 분석하였다.

Table 4.3. Configuration details of forecast systems contributing to the DCPA component of the CMIP6.

Forecast system	Institution	DCPP members	Spatial resolution	Initialization month	Reference
CanESM5	CCCma	20	$2.8^{\circ} \times 2.8^{\circ}$	January	Swartetal. (2019)
CMCC-CM2-SR5	CMCC	20	$0.9^{\circ} \times 1.25^{\circ}$	November	Cherchietal. (2019)
HadGEM3-GC3.1-MM	MOHC	10	$0.55^{\circ} \times 0.83^{\circ}$	November	Sellaretal. (2020)
IPSL-CM6A-LR	IPSL	10	$1.25^{\circ} \times 2.5^{\circ}$	January	Boucheretal. (2020)
MPI-ESM1.2-HR	DWD	10	$0.9^{\circ} \times 0.9^{\circ}$	November	Mulleretal. (2018)

4.2.1.3. 분석 방법

5종 모델의 첫 초기화 시기(예측 연도)는 모두 1960년(1961년)으로 동일하며 분석 기간은 모델들의 공통 기간인 1961년부터 2017년으로 총 57년이다. 분석 지역 및 계절은 북반구 및 동아시아(한국, 중국, 일본)의 여름철(6월~8월)이다. 예측 선행 시간(Lead year, LY)은 10년으로 모든 모델이 동일하며 본 분석에서는 예측 선행 시간을 1년 단위로 폭염 지수의 특성 및 예측성을 분석하였다. 또한 예측 선행 시간 1년에서 5년을 평균한 기간(LY1-5) 및 1년에서 10년을 평균한 기간(LY1-10)에 대해서도 동일한 분석을 진행하였다(Figure 4.22). 예측 성능 검증은 여름철 장기 평균(57년)을 예측 선행 시간별(LY1~LY10, LY1-5, LY1-10)로 수행했으며 상관관계 및 평균제곱근오차를 분석하였다.

Start year	LY0	LY1-10									
		LY1-5					LY6	LY7	LY8	LY9	LY10
		LY1	LY2	LY3	LY4	LY5					
1960	1960	1961	1962	1963	1964	1965	1966	1967	1968	1969	1970
1961	1961	1962	1963	1964	1965	1966	1967	1968	1969	1970	1971
1962	1962	1963	1964	1965	1966	1967	1968	1969	1970	1971	1972
...
2014	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
2015	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
2016	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026

Figure 4.22. Temporal configuration of DCPD hindcast experiment showing start years and corresponding lead years. LY1-5 (LY1-10) means average of LY1 to LY5 (LY1 to LY10).

4.2.2. 결과

4.2.2.1. DCPD 모델의 폭염 지수 공간적 편향

DCPD 모델 5종의 여름일수 예측은 동아시아 지역에서 대부분 양의 편향을 보인다(Figure 4.23). M1에서 M5의 모델명은 Table 4.3에서 나열한 모델명과 같다. 편향은 모델 자료에서 재분석 자료를 뺀 값으로 양의 편향은 모델이 실제보다 여름일수를 더 많은 것으로 모의함을 의미한다. 티베트고원은 해발고도가 높아 여름일수가 나타나지 않으므로 편향이 0이다. M2(CMCC-CM2-SR5)와 M5(MPI-ESM1-2-HR)는 중국 동북지역에서 음의 편향이 나타난다. 예측 선행 시간에 따른 여름일수 편향의 변화는 크지 않지만 지역별 편향의 차이가 두드러진다.

[TX25] Bias

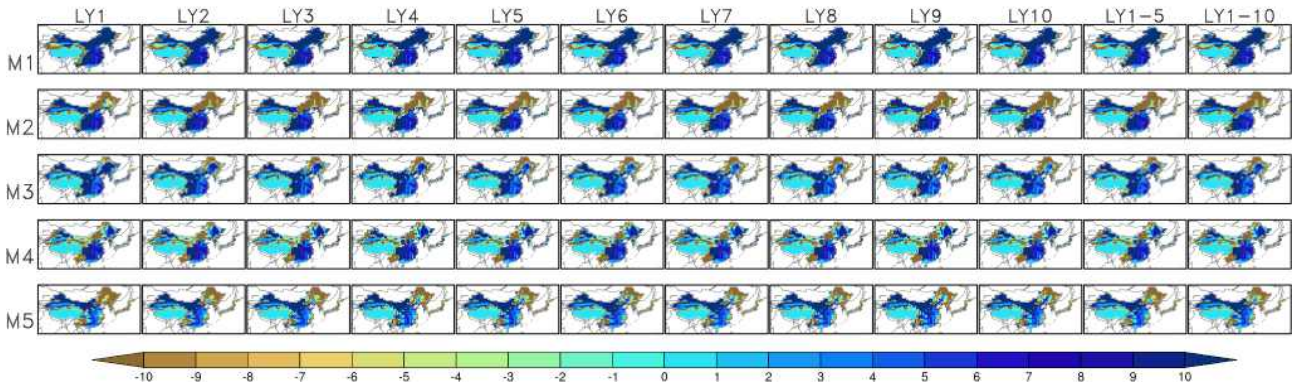


Figure 4.23. Mean bias of summer days (TX25) from DCPH hindcast models over East Asia for June–August. Each lead year (e.g., LY1, LY2, etc.) spans 57 years (e.g., 1961–2017 for LY1, 1962–2018 for LY2). Positive (negative) bias indicates that the models simulate more (fewer) TX25 than observed. M1, M2, M3, M4 and M5 denote CanESM5, CMCC–CM2–SR5, HadGEM3–GC3.1–MM, IPSL–CM6A–LR and MPI–ESM1.2–HR, respectively.

온난일 예측 또한 DCPH 모델 5종이 공통적으로 동아시아 대부분 지역에서 양의 편향을 나타내며 중국 화중 및 화동 지역에서는 약한 음의 편향을 보인다(Figure 4.24). 예측 선행 시간에 따른 편향의 변화가 나타나는 여름일수와 달리 온난일은 예측 선행 시간이 5년(LY5) 내지 6년(LY6)경부터 양의 편향이 강화된다. 특히 M1(CanESM5)은 LY3부터 양의 편향 강화가 시작되며 이는 타 모델 대비 이른 강화이다. 그다음 순으로 이른 강화를 보이는 모델은 M3(HadGEM3–GC31–MM) 및 M4(IPSL–CM6A–LR)이며 M2와 M5는 나머지 3종 모델 대비 편향의 변화가 덜하다.

온난일 예측 시 예측 선행 시간에 따른 편향의 강화가 나타나는 것은 여름일수보다 온난일이 온난화 경향에 더 민감하게 반응하는 지수이기 때문으로 보인다. 또한 TX25와 달리 지역별 편향의 차이가 크지 않은 것은 25°C와 같은 절댓값을 기준으로 하는 지수가 아닌 격자별로 적용된 90번째 백분위수 기온을 기준으로 하는 지수이기 때문이다.

[TX90p] Bias

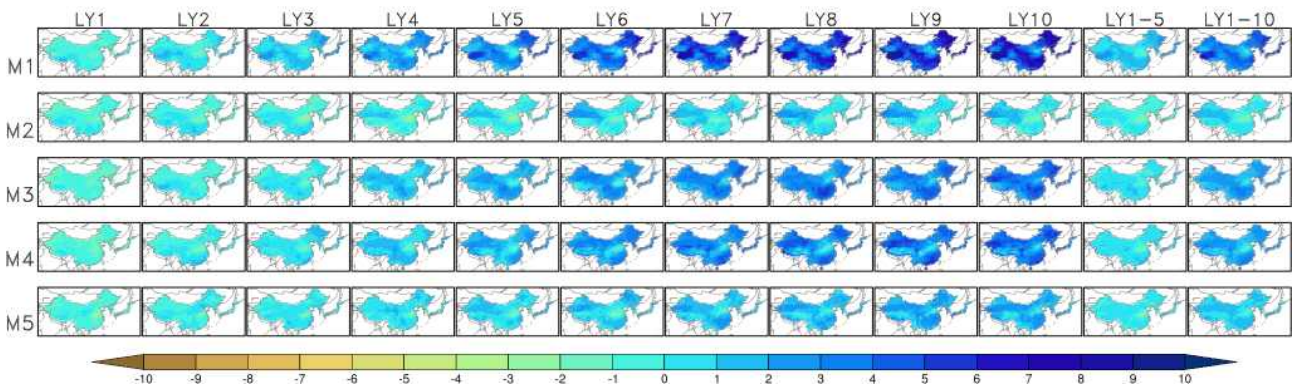


Figure 4.24. Same as Figure 4.2 but for warm days (TX90p).

폭염 강도를 나타내는 지수인 일최고기온연최대(TXx)는 모델별로 편향이 다르게 나타난다 (Figure 4.25). M1의 경우 중국 서북 및 서남 지역에서 양의 편향이 강하게 나타나며 M4는 같은 지역에서 음의 편향이 나타난다. M2는 중국 서북 및 서남 지역의 양의 편향과 화북 및 동북 지역의 음의 편향의 대비를 보이며 M5는 중국 서북 및 서남 지역의 양의 편향과 중남 및 화남 지역의 음의 편향의 대비를 보인다. 여름일수 및 온난일과 비교하여 일최고기온연최대는 모델 및 예측 선행 시간과 관계없이 양의 편향과 음의 편향이 뚜렷하게 공존하는 구조를 가진다.

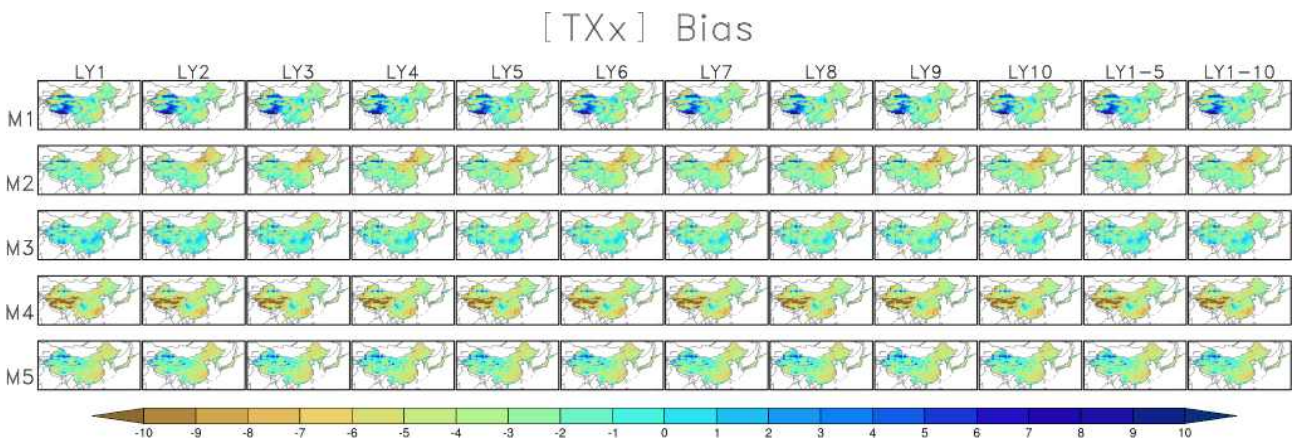


Figure 4.25. Same as Figure 4.2 but for maximum value of daily maximum temperature (TXx).

열대야일수(TN25)는 동아시아 대부분 지역에서 거의 0에 가까운 편향을 보인다(Figure 4.26). 중국의 화동 및 화중지역의 강한 음의 편향은 5종의 모델에서 모두 나타나며 티베트고원 북서쪽 경계 지역의 음의 편향 또한 4종의 모델(M1, M2, M3, M4)에서 공통적으로 나타난다. 같은 위치에서 M5는 양의 편향을 보인다. M1의 경우 한반도에서 강한 양의 편향이 나타난다. 절댓값을 기준으로 하는 여름일수와 마찬가지로 열대야일수 또한 예측 선행 시간에 따른 편향의 변화는 크지 않고 지역별 편향의 차이가 두드러진다.

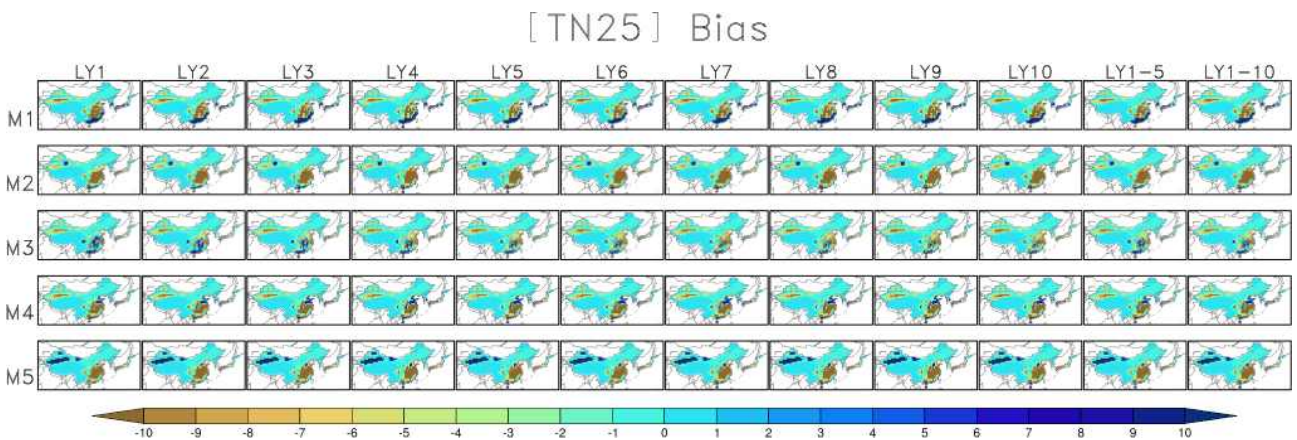


Figure 4.26. Same as Figure 4.2 but for summer nights (TN25).

DCPP 모델의 온난야(TN90p) 예측 편향은 온난일 예측 편향과 매우 유사하다(Figure 4.27). 동아시아 대부분 지역에서 나타나는 양의 편향, 예측 선행 시간에 따라 강화되는 양의 편향, 예측 선행 시간 3년(LY3)부터 뚜렷하게 강화되는 M1의 편향, 지역별 편향의 차이가 그지 않은 점 등이 유사하다. 온난야는 열대야일수와 같은 변수(일최저기온)에서 유도되는 지수이지만 예측 선행 시간에 따른 편향의 강화가 나타나는 것으로 보아 온난일과 마찬가지로 온난화 경향에 더 민감하게 반응하는 지수인 것으로 보인다.

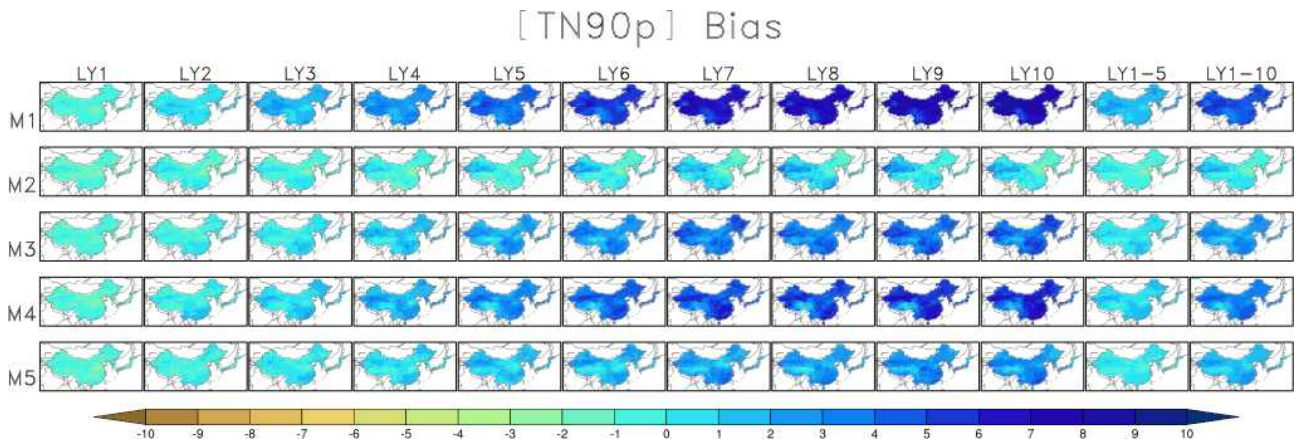


Figure 4.27. Same as Figure 4.2 but for warm nights (TN90p).

일최저기온연최대(TNx)는 일최저기온에서 유도된 폭염 강도를 나타내는 지수이다. 일최고기온연최대와 마찬가지로 모델별 편향이 다르게 나타난다(Figure 4.28). M1의 경우 중국 서북 및 서남 지역에서 음의 편향을 보이며 M4는 서남 지역에서 음의 편향을 보인다. 이와 반대로 M5에서는 양의 편향이 뚜렷하게 나타나며 같은 지역에서 M2 또한 양의 편향을 보인다. M3은 중국 북부에서의 음의 편향과 남부에서의 양의 편향을 나타내며 편향의 크기는 5종의 모델 중 가장 약하다.

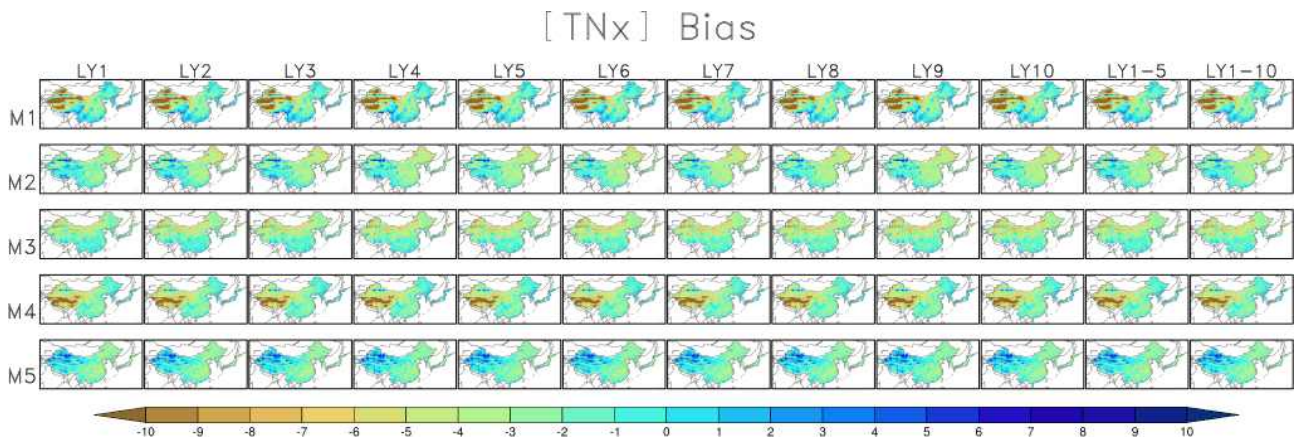


Figure 4.28. Same as Figure 4.2 but for maximum value of daily minimum temperature (TNx).

4.2.2.2. DCPD 모델의 폭염 지수 공간적 추세

본 연구에서 다루는 6종의 폭염 지수는 모델 및 관측 모두에서 상승 추세가 보인다. 여름 일수 예측의 경우 동북 및 화북 지역, 티베트고원 동쪽의 화남 지역, 일본에서 강한 상승 추세가 나타나며 관측에서 또한 같은 지역에서 상승 추세가 나타난다(Figure 4.29). 단, 상승 추세의 크기 자체는 모델에서 더 크게 나타난다. 4.2.2.1절의 편향 분석 결과와 마찬가지로 예측 선행 시간에 따른 여름일수의 추세 변화는 크지 않지만 지역별 추세의 차이가 두드러진다.

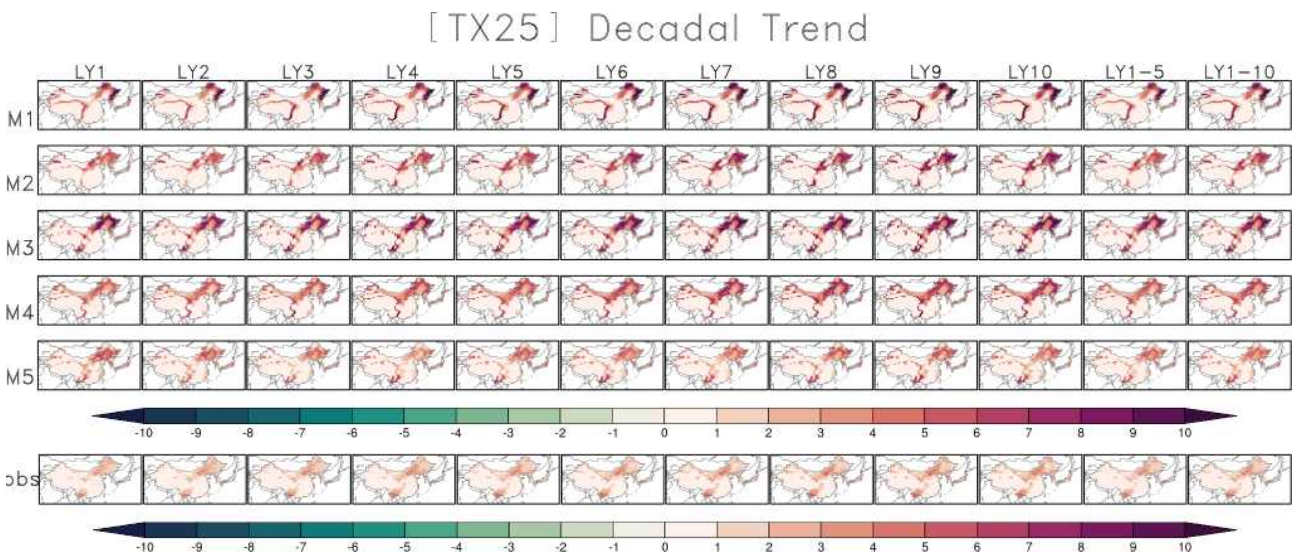


Figure 4.29. Decadal trend of summer days (TX25) from DCPD hindcast models over East Asia for June-August. Each lead year (e.g., LY1, LY2, etc.) spans 57 years (e.g., 1961-2017 for LY1, 1962-2018 for LY2). M1, M2, M3, M4, M5 and obs denote CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC3.1-MM, IPSL-CM6A-LR, MPI-ESM1.2-HR and ERA5, respectively.

온난일 예측 또한 관측 및 모델에서 상승 추세가 나타난다(Figure 4.30). 예측 선행 시간에 따른 추세의 변화는 M1, M3, M4에서 뚜렷하게 나타난다. 특히 M1은 예측 선행 시간이 길어질수록 상승 추세가 매우 커지는 것을 알 수 있다. 온난일의 편향에 대한 분석 결과와 마찬가지로 온난일은 예측 선행 시간에 따른 추세의 강화가 나타나고 지역별 추세의 차이는 크지 않다. 관측의 추세는 모델의 추세 대비 그 값이 매우 작으며 이는 모델이 가진 온난화 경향이 매우 큼을 의미한다.

[TX90p] Decadal Trend

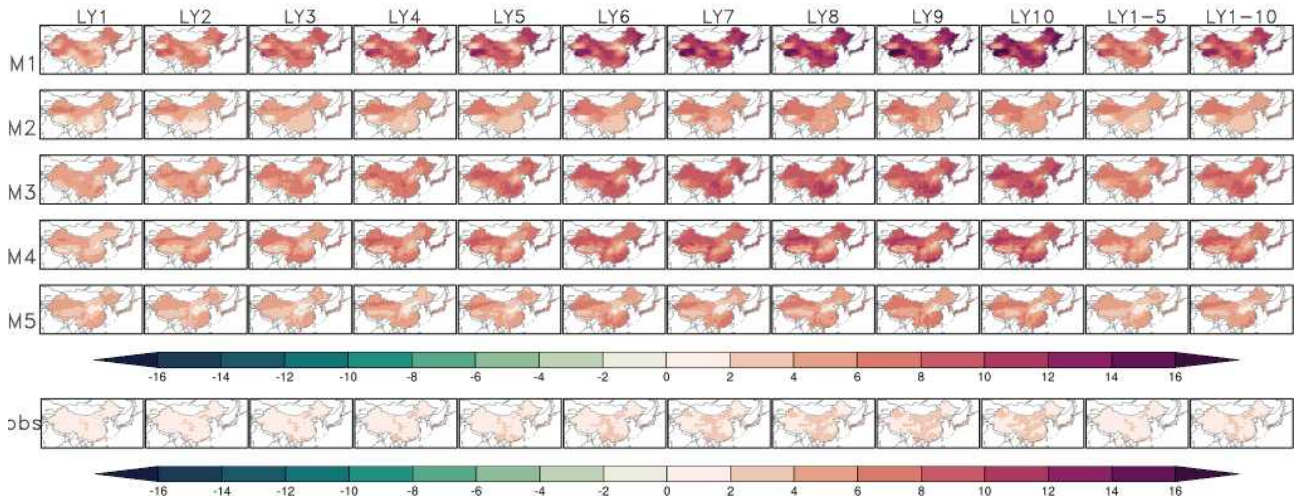


Figure 4.30. Same as Figure 4.8 but for warm days (TX90p).

DPCC 모델이 예측하는 일최고기온연최대의 상승 추세는 여름일수와 유사하게 지역별 차이가 두드러지며 예측 선행 시간에 따른 추세 변화는 적은 편이다(Figure 4.31). M1은 티베트고원 서쪽에서 아주 큰 상승 추세를 보이며 M3은 한반도 및 일본을 포함한 동아시아 전역에서의 큰 상승 추세를, 나머지 세 모델은 중국 서북 지역에서 타 지역 대비 높은 상승 추세를 나타낸다. M5의 경우 중국 화동 지역에서 약한 하강 추세를 보인다. 모델들은 공통적으로 중국 서북 지역에서 높은 상승 추세를 보이는 반면 관측에서는 같은 지역에서 뚜렷한 상승 추세가 나타나지 않으며 티베트고원 동쪽 지역, 중국 화북 및 동북 지역, 일본에서 상승 추세가 두드러진다. 관측과의 추세 크기 차이는 여름일수 및 온난일 대비 적은 편이다.

[TXx] Decadal Trend

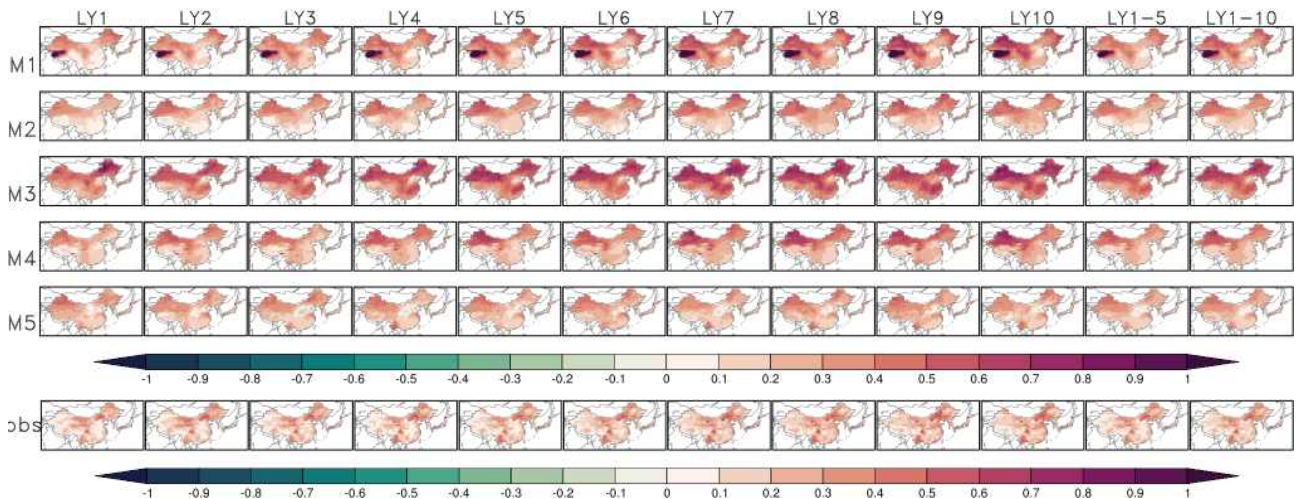


Figure 4.31. Same as Figure 4.8 but for maximum value of daily maximum temperature (TXx).

관측 및 모델의 열대야일수 값은 동아시아 일부 지역을 제외한 대부분 지역에서 아주 작은 규모의 상승 추세를 가진다(Figure 4.32). 티베트고원 및 북쪽에 위치한 지역은 기온 자체가 낮으므로 일최저기온이 25°C 이상인 날이 거의 없기 때문이다. M1과 M3은 공통적으로 중국 화동 및 화중 지역에서 10일/decade 이상의 강한 상승 추세를 보이며 4는 화동 및 화중의 일부 지역에서 같은 규모의 큰 상승 추세를 보인다. M5는 티베트고원 북서쪽인 중국 서북 일부 지역에서 상승 추세가 나타난다. 관측은 M1, M3, M5가 상승 추세를 보이는 지역인 티베트고원 북서쪽 지역과 중국 화동 및 화중 일부 지역에서 상승 추세를 나타내나 그 값은 모델들의 추세보다 작다.

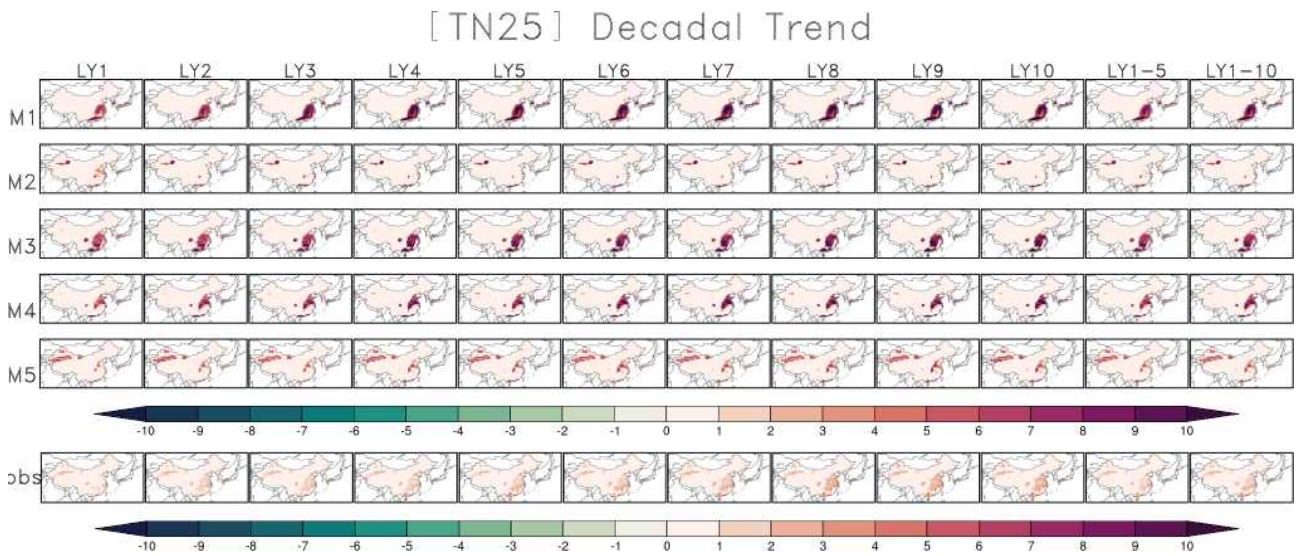


Figure 4.32. Same as Figure 4.8 but for summer nights (TN25).

온난야는 6종의 폭염 지수 중 가장 상승 추세가 크게 나타나는 지수이다(Figure 4.33). 모델의 추세는 타 폭염 지수의 추세대비 매우 큰데 특히 M1의 상승 추세는 예측 선행 시간 2년(LY2)에서부터 가팔라진다. 편향 분석 결과와 마찬가지로 온난야는 예측 선행 시간에 따라 추세의 강화가 나타나고 지역별 추세의 차이는 크지 않다. 관측에서는 추세의 값이 약 2일/decade로 나타나며 이는 다른 빈도 폭염 지수(여름일수, 온난일, 열대야일수)의 관측 추세와 비교했을 때 큰 편이다. 관측의 추세는 모델의 추세 대비 그 값이 작으며 이는 모델이 가진 온난화 경향이 매우 큼을 의미한다.

[TN90p] Decadal Trend

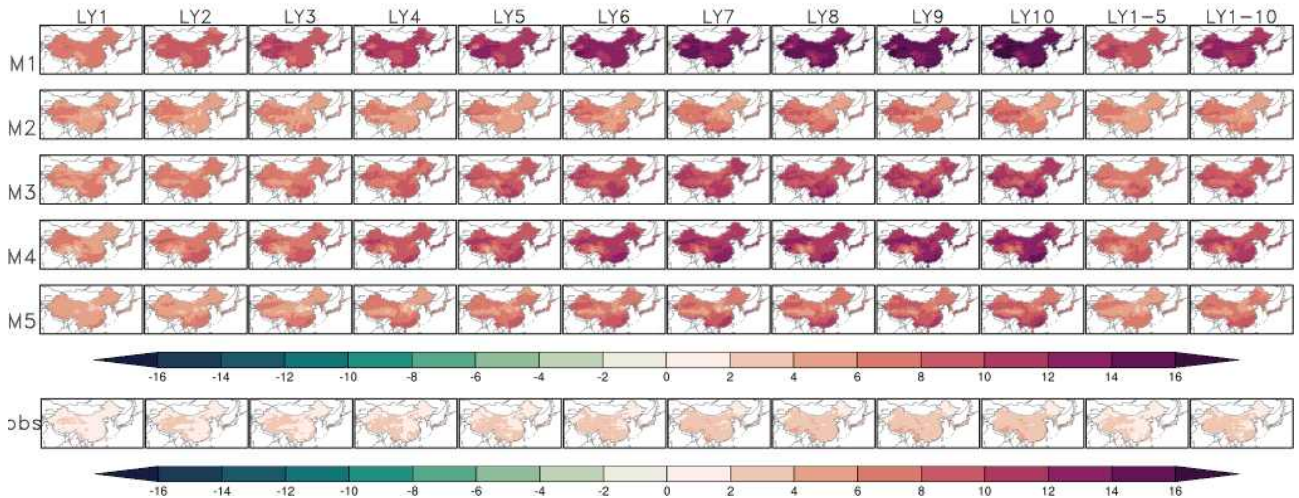


Figure 4.33. Same as Figure 4.8 but for warm nights (TN90p).

일최저기온연최대의 관측 추세 또한 동아시아 전역에서 상승하는 것으로 나타나며 특히 중국 북부 지역에서 온난화 경향이 두드러진다(Figure 4.34). 이러한 관측의 추세 패턴은 또 다른 강도 지수인 일최고기온연최대의 관측 추세 모습과 다르지만 모델에서의 상승 추세의 공간적 패턴과는 유사하다. 특히 M1은 티베트고원 서쪽에서 강한 상승 추세를 나타내며 M3은 동아시아 전역에서의 상승 추세를, M2, M4, M5는 중국 북부 지역에서의 상승 추세를 보이는 모습이 일최고기온연최대의 상승 추세 공간 패턴과 유사하다.

[TNx] Decadal Trend

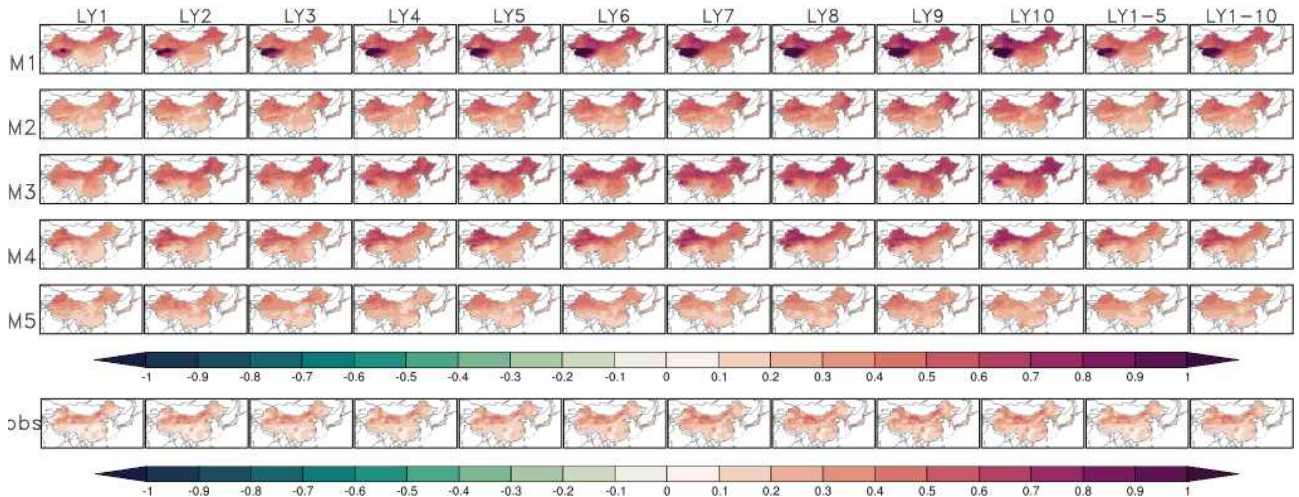


Figure 4.34. Same as Figure 4.8 but for maximum value of daily minimum temperature (TNx).

4.2.2.3. DCPD 모델의 폭염 지수 시계열

4.2.2.2절의 폭염 지수의 공간적 편향 및 추세의 평균적인 특성을 본 4.2.2.3절을 통해서도 알 수 있다. Figure 4.35의 검정색 굵은 선은 ERA5의 여름일수이고 추세와 함께 표시되어 있다. 자주색에서 회색으로 표시된 점은 DCPD 모델 5종의 여름일수 예측이며 각 예측 선행 시간

별 추세를 같은 색의 실선으로 표시하였다. CanEMS5의 여름일수 예측은 타 4종 모델과 비교하여 양의 편향이 매우 크다. HadGEM3-GC31-MM의 여름일수 예측 편향은 CanESM5보다 작지만 추세가 가장 큰 편이다. MPI-ESM1-2-HR을 제외한 4종의 모델은 예측 선행 시간이 길어질 수록 상승 추세가 커진다.

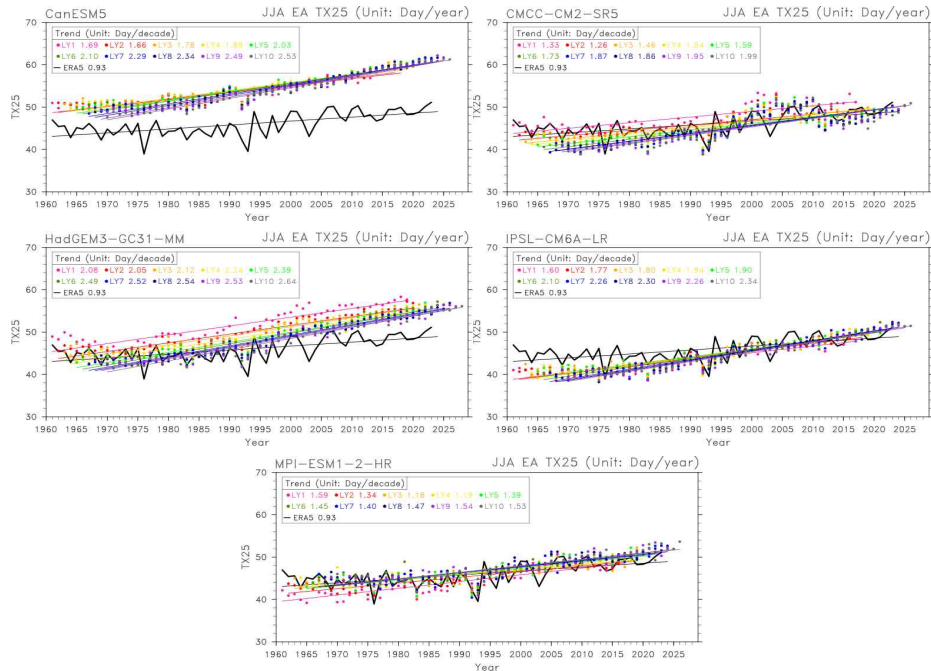


Figure 4.35. Timeseries of summer days (TX25) from ERA5 (black thick line) and DCPD hindcast models (colored dots) over East Asia for June-August. Each lead year (e.g., LY1, LY2, etc.) spans 57 years (e.g., 1961-2017 for LY1, 1962-2018 for LY2). Thin black and colored lines indicate the regression trends of ERA5 and the models, respectively.

동아시아 여름철 온난일의 편향 및 추세는 다른 폭염 지수와 다른 양상을 보인다(Figure 4.36). 타 지수는 분석 기간(1961년~2017년) 중 예측 시점이 최근에 가까워지더라도 관측과의 차이가 과도하게 변하지 않지만 온난일의 경우 약 2000년대부터 특정 모델들(CanESM5, HadGEM3-GC31-MM, IPSL-CM6A-LR)의 편향과 추세가 급격하게 증가한다. 특히 CanESM5의 경우 2020년대 10일 후반대인 관측 온난일과 비교하여 3-4배에 달하는 온난일을 예측한다. 이러한 CanESM5의 예측 후반 온난일 편향 및 추세의 급변동은 온난화에 대한 모델 자체의 강한 민감도에 따른 결과인 것으로 보인다. 5종의 모델 중 MPI-ESM1-2-HR의 추세 및 편향이 가장 관측에 가까운 모습을 나타낸다.

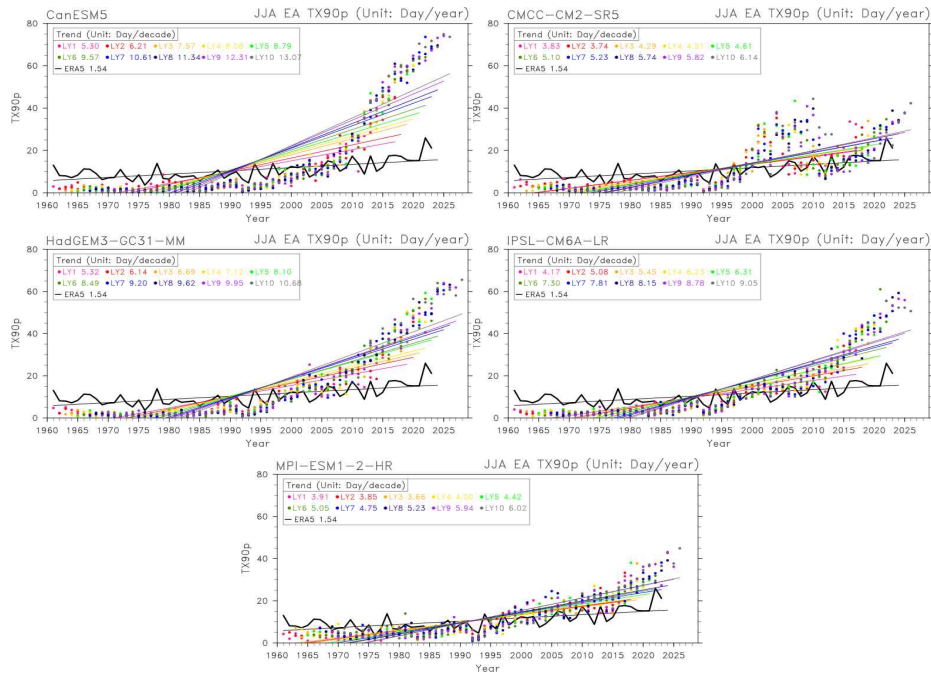


Figure 4.36. Same as Figure 4.14 but for warm days (TX90p).

5종의 모델 모두 일최고기온연최대의 예측값은 관측값보다 작은 음의 편향을 보이며 특히 IPSL-CM6A-LR의 경우 5°C 이상의 가장 큰 음의 편향을 나타낸다(Figure 4.16). 또한 관측 대비 높은 추세를 보이는 타 폭염 지수와 달리 추세 또한 관측과 크게 차이하지 않는다.

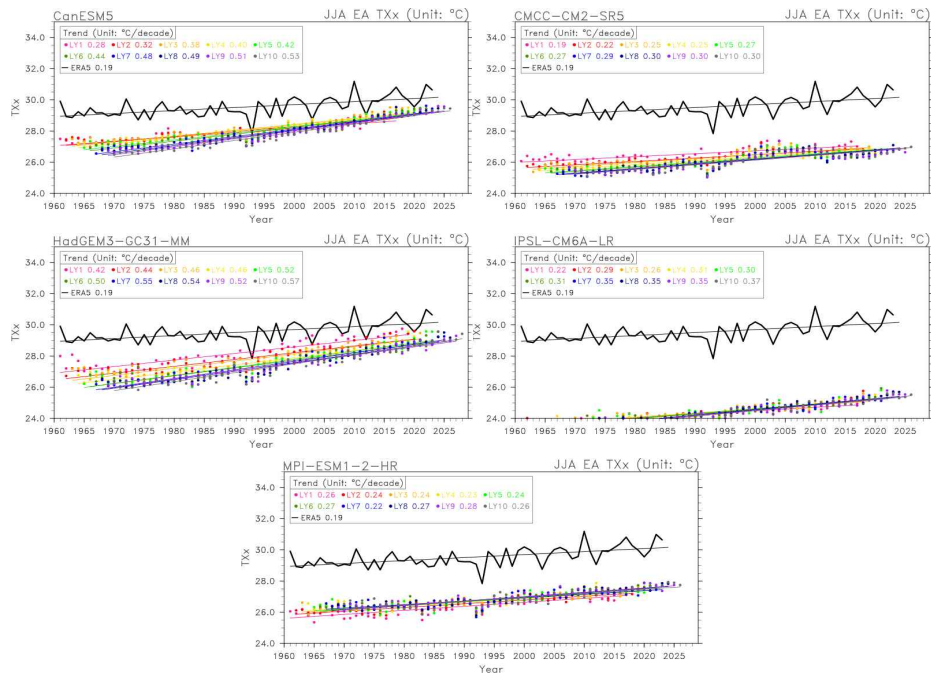


Figure 4.37. Same as Figure 4.14 but for maximum value of daily maximum temperature (TXx).

동아시아 여름철 열대야일수 예측 또한 음의 편향 및 상승 추세가 대부분의 모델에서 나타난다(Figure 4.38). 특히 CMCC-CM2-SR5의 경우 예측 전 기간에 걸쳐 관측값과 3일 이상의 차이를 보이며 최근 예측 시점으로 갈수록 양의 편향이 강해지는 다른 모델(CanESM5, HadGEM3-GC31-MM)과 달리 최근 예측 시점에서도 강한 음의 편향을 보인다. 시간이 지남에 따라 모델이 실제 기후와 다르게 변하는 현상인 모델 표류(model drift) 현상이 타 폭염 지수 대비 열대야일수에서 뚜렷하게 나타나며 특히 HadGEM3-GC31-MM에서 가장 크게 나타난다.

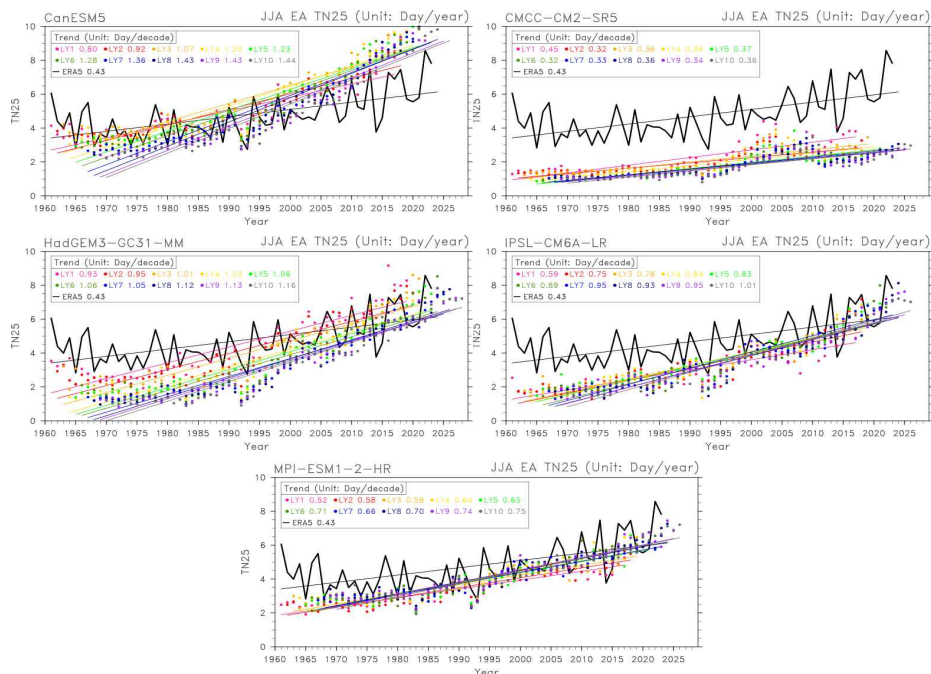


Figure 4.38. Same as Figure 4.14 but for summer nights (TN25).

동아시아 여름철 온난야에 대한 모델 예측은 온난일 예측 형태와 비슷한 모습을 보인다(Figure 4.39). 약 2000년대부터 급증하는 편향 및 추세와 그에 따라 커지는 관측값과의 차이가 나타난다. 특히 CMCC-CM2-SR5와 MPI-ESM1-2-HR의 온난일 예측에서는 편향 및 추세의 급등이 나타나지 않았으나 온난야 예측에서는 타 모델과 마찬가지로 2000년대부터의 예측값 급등 현상이 나타난다. 이 또한 모델들의 온난화에 대한 강한 반응, 특히 일최저기온에 대한 강한 민감도에 의한 것으로 보인다.

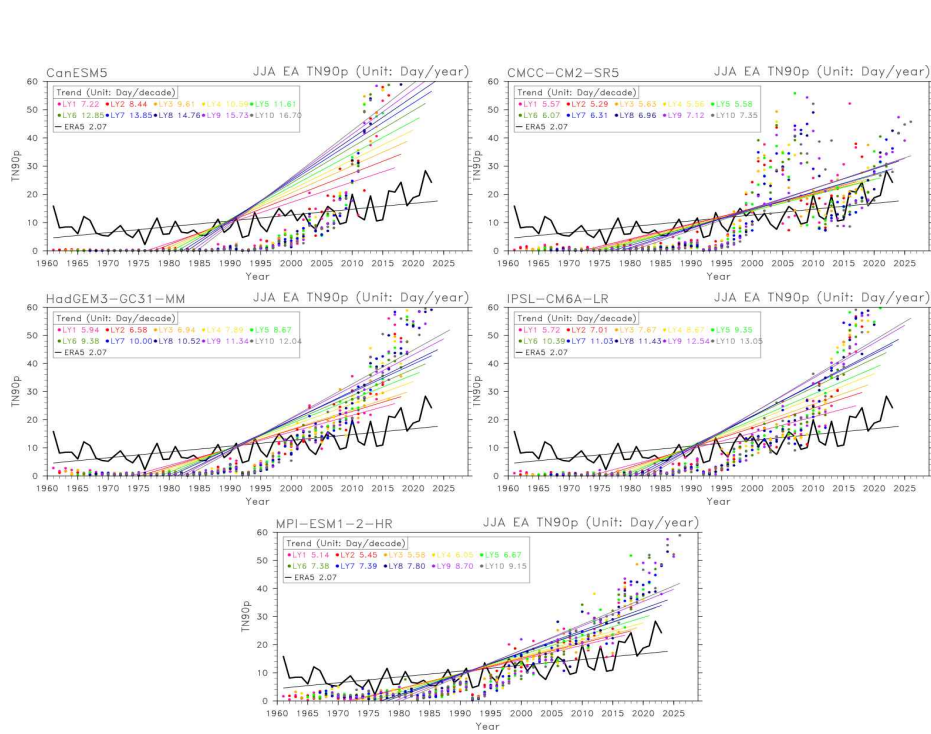


Figure 4.39. Same as Figure 4.14 but for warm nights (TN90p).

일최저기온연최대의 편향 및 추세 특성은 일최고기온연최대와 유사하다(Figure 4.40). 가장 큰 편향을 보였던 모델인 IPSL-CM6A-LR은 일최저기온연최대 예측에서도 큰 편향을 보이며 MPI-ESM1-2-HR은 편향 자체는 작으나 최근 예측 시점에서도 관측값보다 작은 값의 일최저기온연최대를 예측하는 특성을 보인다.

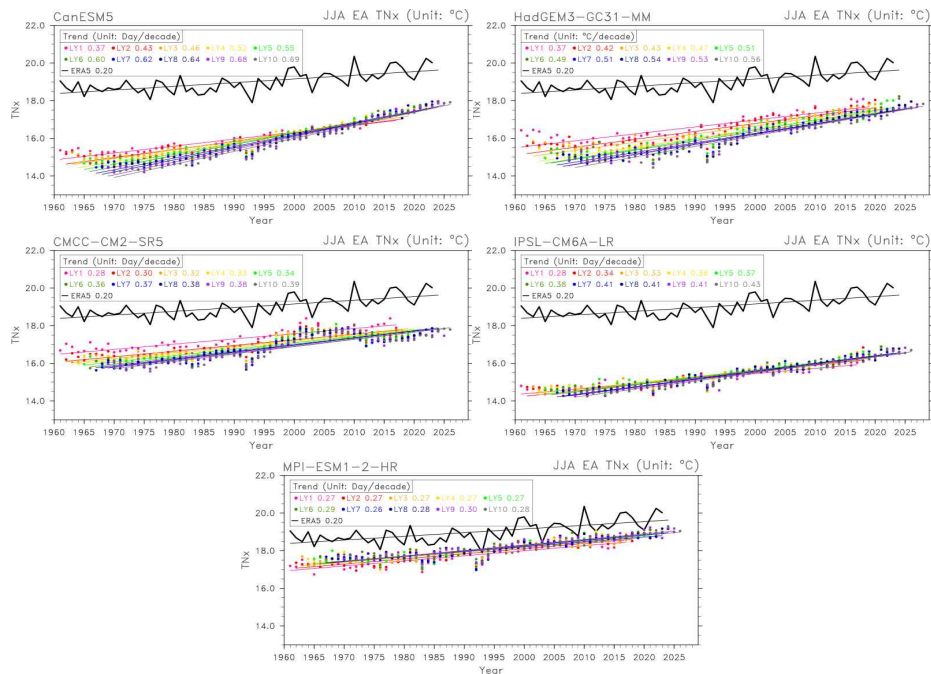


Figure 4.40. Same as Figure 4.14 but for maximum value of daily minimum temperature (TNx).

4.2.2.4. DCPM 모델의 폭염 지수 예측 성능

DCPP 모델 5종의 폭염 지수 예측 성능은 예측 기간(57년) 동안의 추세를 제거한 재분석 자료와의 상관관계 및 평균제곱근오차로 분석하였다. 여름일수의 상관관계계수는 동아시아 전 지역에 걸쳐 온난일 및 일최고기온연최대의 경우보다 작다(Figure 4.20). 5종 모델 모두 중국 화북 및 동북 지역과 일본에서 양의 상관관계를 보이며 일부 모델은 중국 화동 및 화중 지역에서 음의 상관관계를 보인다. 티베트고원 동쪽 지역과 중국 동북 및 화북 지역, 한반도, 일본에서 상대적으로 큰 평균제곱근오차가 나타난다. LY1-5 및 LY1-10의 예측 선행 시간의 경우 예측 선행 시간을 평균함에 따라 경년 변동성이 사라지기 때문에 상관관계가 높아지고 오차는 작아진다.

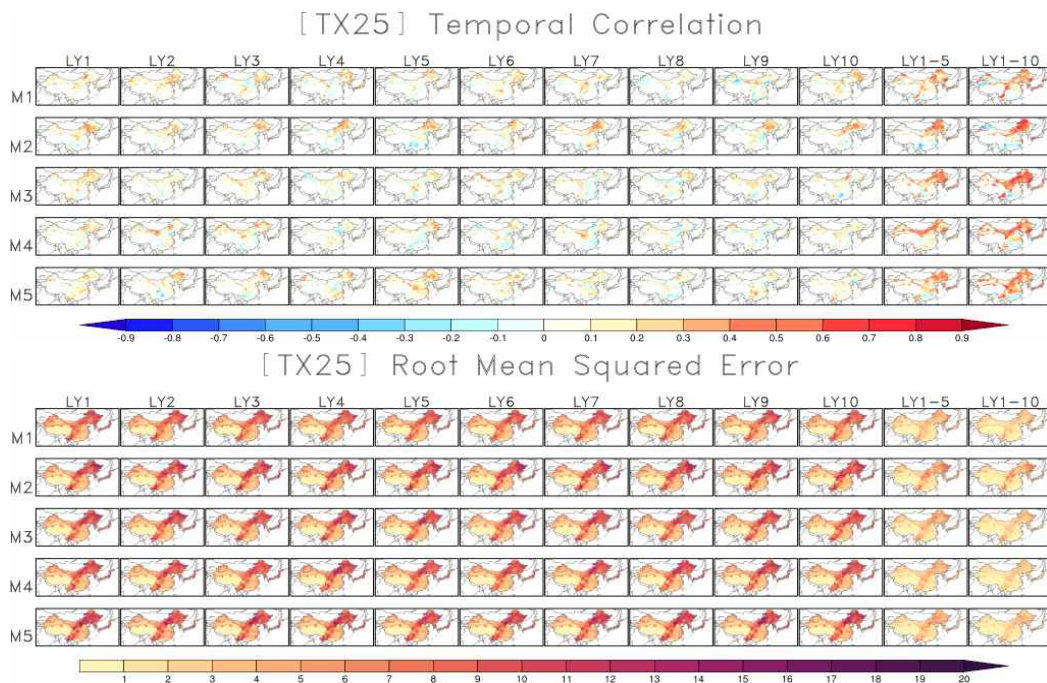


Figure 4.41. Temporal correlation and root mean squared error of detrended summer days (TX25) between ERA5 and DCPM hindcast models over East Asia for June-August. Each lead year (e.g., LY1, LY2, etc.) spans 57 years (e.g., 1961-2017 for LY1, 1962-2018 for LY2). M1, M2, M3, M4 and M5 denote CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC3.1-MM, IPSL-CM6A-LR and MPI-ESM1.2-HR, respectively.

온난일 예측의 상관관계계수는 여름일수 및 일최고기온연최대와 비교하여 높다(Figure 4.42). 상관관계계수의 지역별 차이가 두드러지며 특히 5종의 모델 모두 모든 예측 선행 시간에 대해서 중국 서북 지역의 높은 양의 상관관계를 나타낸다. 또한 중국 북부 지역의 양의 상관관계 및 티베트고원 지역의 음의 상관관계의 대비가 공통으로 나타나며 선행 시간 평균(LY1-5 및 LY1-10) 예측의 경우 티베트고원 서쪽 지역을 제외한 동아시아 대부분 지역에서 높은 양의 상관관계가 나타난다. 온난일 예측의 평균제곱근오차는 같은 단위의 폭염 지수는 여름일수 대비 큰 편이며 이는 Figure 4.36와 같이 모델이 최근 예측일수록 매우 큰 편향을 나타내는 것과

같은 결과이다.

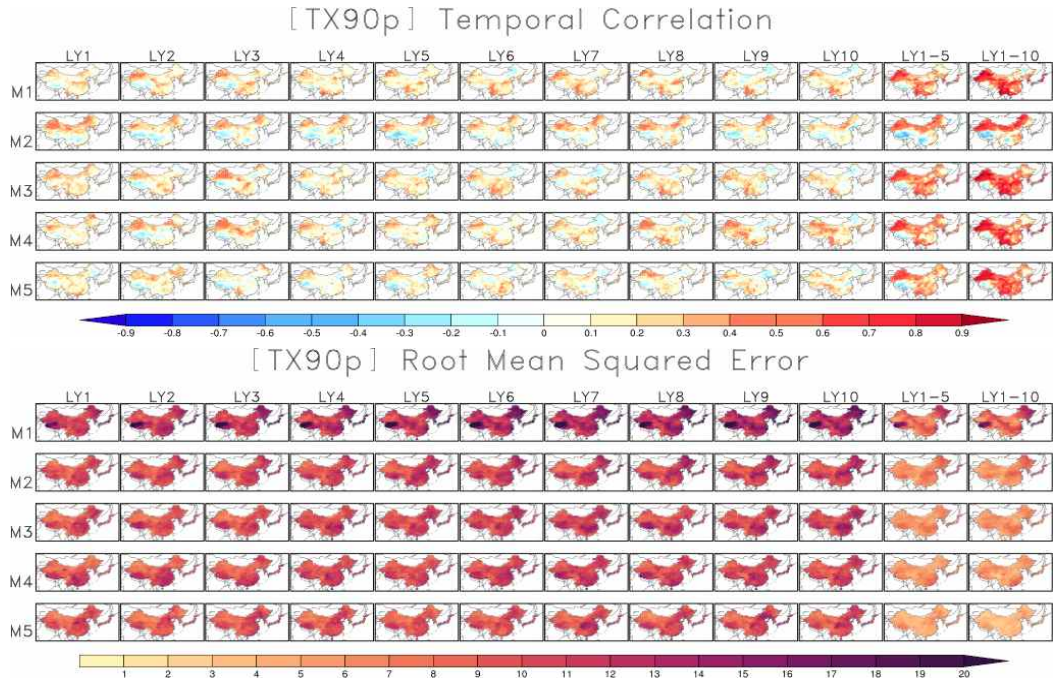


Figure 4.42. Same as Figure 4.20 but for detrended warm days (TX90p).

일최고기온연최대 예측은 LY1-5 기준 M5를 제외한 4종의 모델은 중국 서북 및 동북 지역, 한반도, 일본에서 높은 예측성을 보인다(Figure 4.43). LY1-10 예측 선행 시간에서는 5종 모델 모두 중국 서북 및 동북 지역에서 높은 예측성을 보인다. 또한 5종 모델 모두 티베트고원에서는 음의 상관관계를 가진다. 평균제곱근오차의 분포는 지역 및 예측선행시간에 따른 편차 없이 모두 일정하게 나타난다.

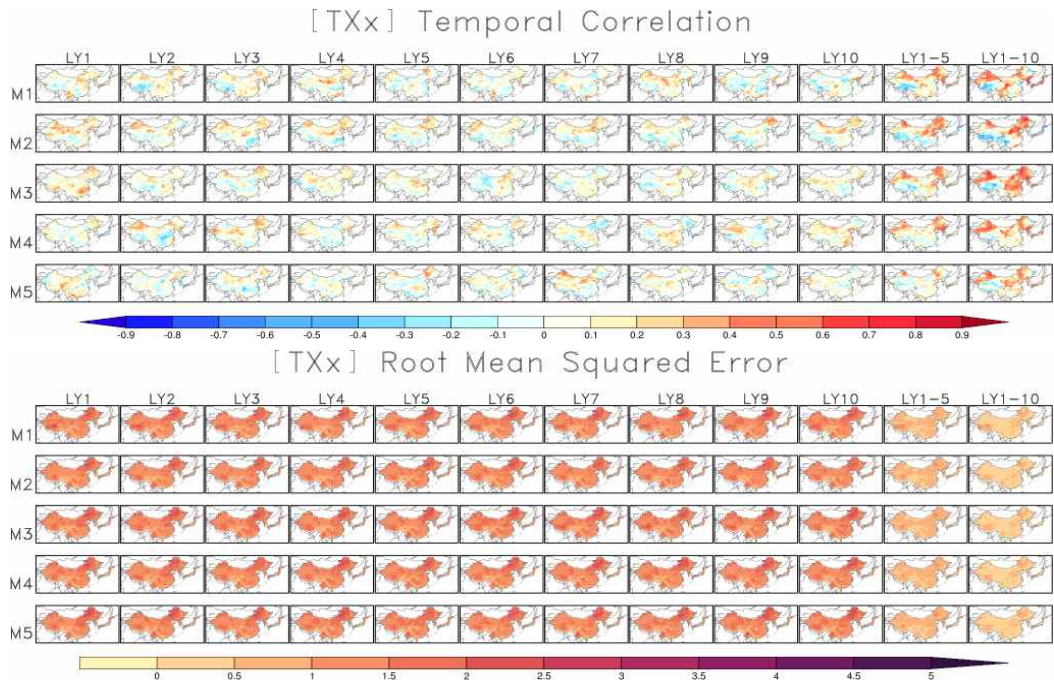


Figure 4.43. Same as Figure 4.20 but for detrended maximum value of daily maximum temperature (TXx).

열대야일수는 동아시아 대부분 지역에서 거의 0에 가까운 편향을 보이므로 상관관계계수 또한 열대야일수가 관측 및 예측이 되는 지역인 중국 화동 및 화남지역, 일본에서 상관관계가 나타나며 그 값은 대체로 양이다(Figure 4.44). 단, M2 모델은 같은 지역에서 약한 음의 상관관계를 보인다. 평균제곱근오차 또한 같은 지역인 중국 화동 및 화남 지역과 일본, 티베트고원 북서쪽 지역에서 높게 나타난다.

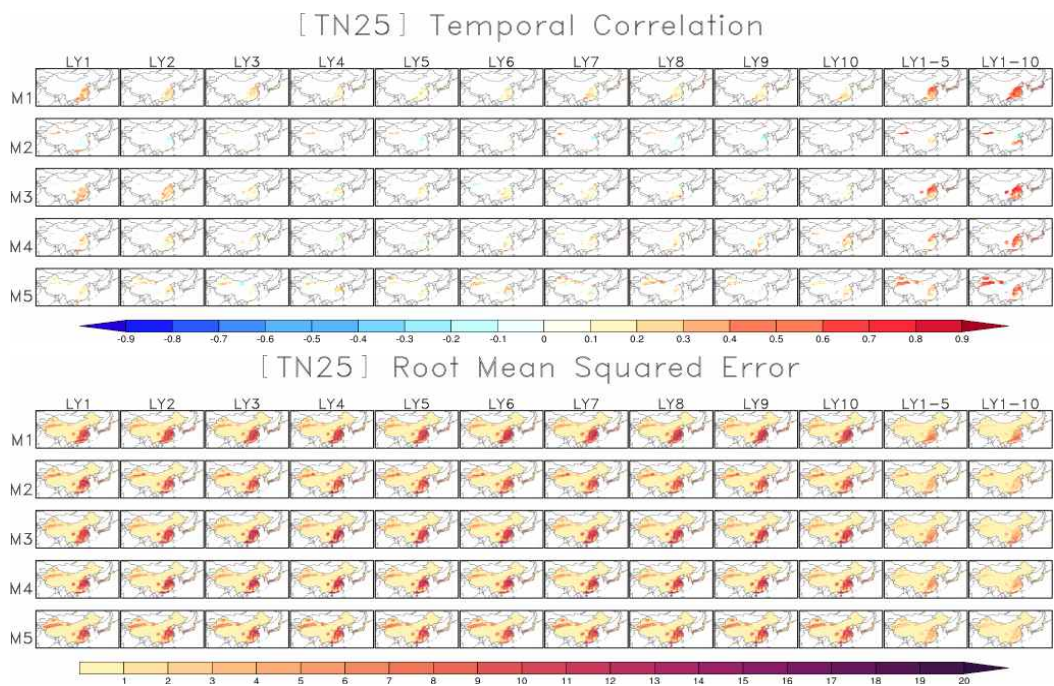


Figure 4.44. Same as Figure 4.20 but for detrended summer nights (TN25).

온난야는 온난일과 마찬가지로 타 폭염 지수와 비교하여 모델의 예측 성능이 높은 편이다 (Figure 4.45). M1은 중국 남부 지역에서 높은 양의 상관관계를 보이고 M3 및 M4는 중국 동북 지역을 제외한 동아시아 대부분 지역에서 높은 양의 상관관계를 보인다. M2는 예측 선행 시간 1년(LY1)에서는 동아시아 전역에서 양의 상관관계를 보이지만 그 이후에는 음의 상관관계로 전환된다. 평균 선행 시간에서도 M2는 타 모델 대비 다소 낮은 상관관계를 나타낸다. 평균제곱근오차 분포의 경우 M1이 가장 크며 이는 Figure 4.39에서처럼 CanESM5 모델이 최근 예측일 수록 매우 큰 편향을 나타내기 때문이다.

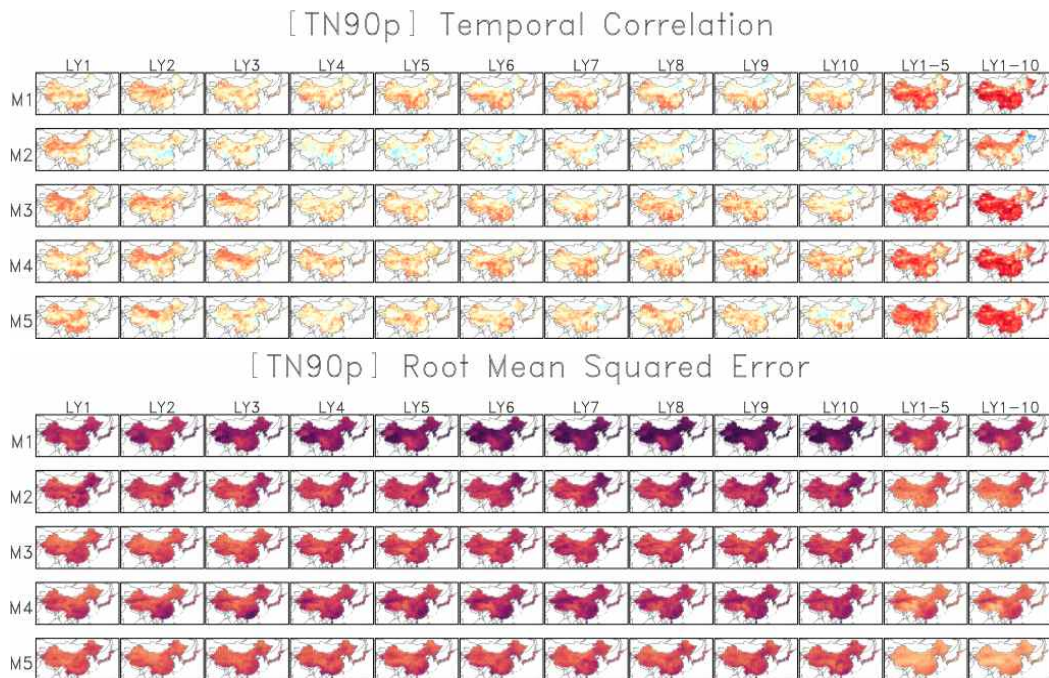


Figure 4.45. Same as Figure 4.20 but for detrended warm nights (TN90p).

일최저기온연최대 예측 성능은 또 다른 강도 지수인 일최고기온연최대와 비교하여 높은 편이다(Figure 4.46). LY1에서 M1, M3, M5는 중국 남부 지역에서, M2는 중국 북부 지역에서 양의 상관관계가 나타난다. 평균 선행 시간에서는 그 분포가 더 뚜렷해지는데 중국 북부 지역에서의 양의 상관관계와 남부 지역에서의 음의 상관관계가 두드러진다. 평균제곱근오차 또한 일최고기온연최대의 경우보다 작다.

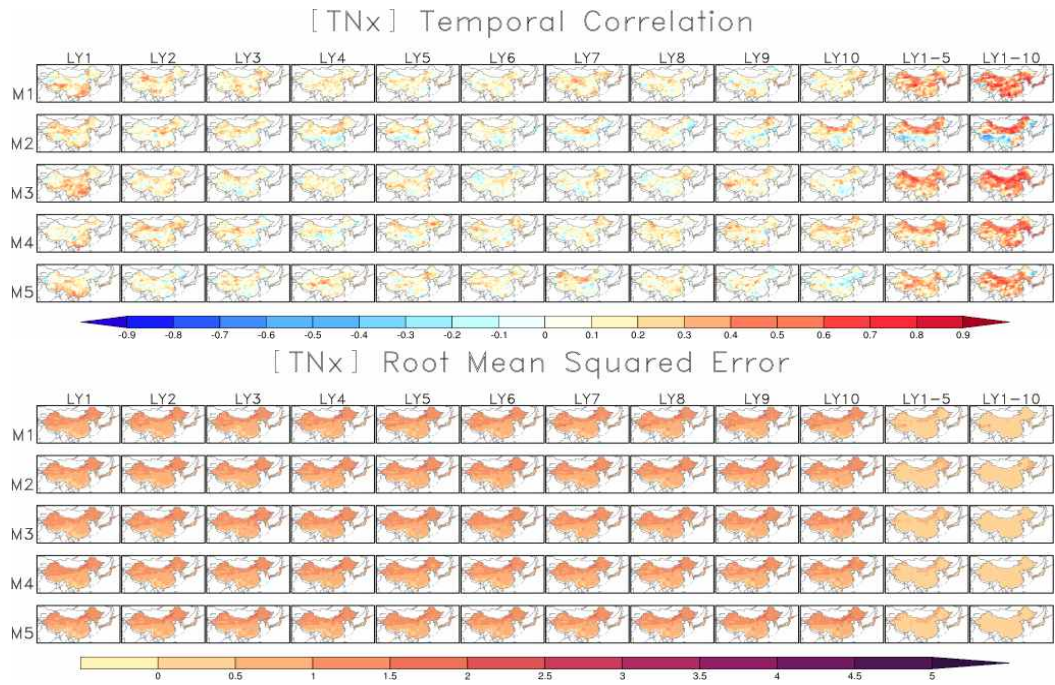


Figure 4.46. Same as Figure 4.20 but for detrended maximum value of daily minimum temperature (TNx).

일최고기온 및 일최저기온과 각 변수에서 유도된 6종의 폭염 지수의 예측 성능을 추세 제거 전후로 비교하였다. Figure 4.47의 경우 예측 선행 시간 1년에 대한 결과이며 모든 지수는 추세 제거 후 오차가 감소하지만 동시에 상관관계계수 또한 감소한다.

강한 온난화를 보이는 온난일(TX90p) 및 온난야(TN90p) 예측의 경우 평균제곱근오차가 타 지수 대비 크다. 타 지수는 추세 제거 후 오차가 0에 가까워지지만 온난일 및 온난야의 오차는 여전히 크다. 이는 두 지수의 변동폭에 대한 모델의 재현성이 떨어짐을 의미하며 향후 모델의 예측성 향상을 위한 편의보정 방법 개발 시 염두에 두어야 하는 부분이다.

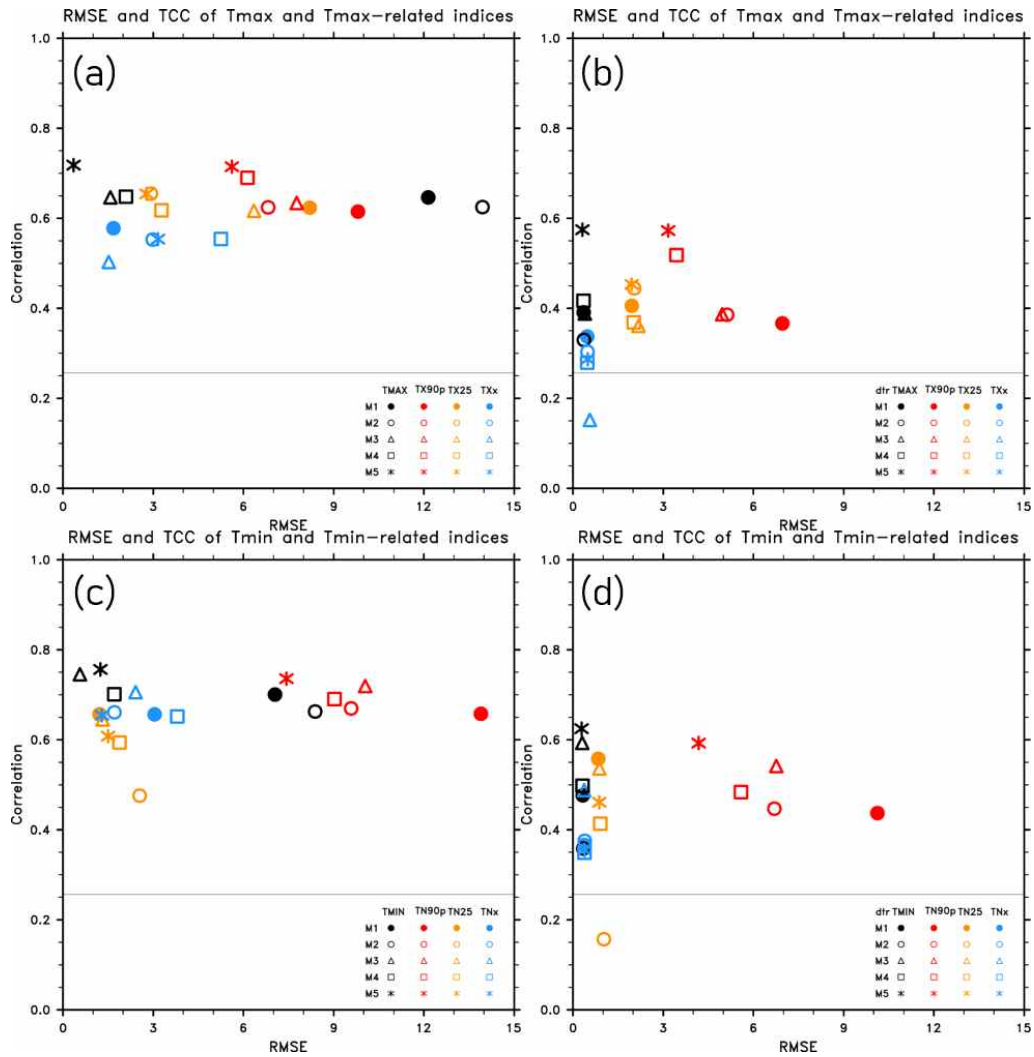


Figure 4.47. Temporal correlation and root mean squared error of undetrended (a and c) and detrended (b and d) daily maximum/minimum temperature (black symbols) and their associated heat indices (colored symbols) between ERA5 and DCPD hindcast models over East Asia for June–August. Only LY1 data is analyzed here. M1, M2, M3, M4 and M5 denote CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC3.1-MM, IPSL-CM6A-LR, MPI-ESM1.2-HR, respectively.

Figure 4.27은 6종의 폭염 지수에 대한 5종의 DCPD 모델의 예측 특성 및 성능을 도식화한 것이다. 매 예측 선행 시간에 대해 0에 가장 가까운 편향 및 가장 큰 추세, 가장 높은 상관관계 및 가장 작은 오차를 보이는 모델을 노란색 별로 표시하였다.

온난일(TX90p) 및 온난야(TN90p)는 타 지수 대비 편향 및 추세와 오차가 크며 일최고기온연최대(TXx) 및 일최저기온연최대(TNx)는 모든 예측 선행 시간에서 음의 편향을 보인다. M1(CanESM5)은 온난일(TX90p) 뿐만 아니라 일최저기온에서 유도된 지수인 온난야(TN90p), 열대야일수(TN25), 일최저기온연최대(TNx)의 추세가 5종 모델 중 가장 크다. M2(CMCC-CM2-SR5)의 상관관계는 모든 폭염 지수에서 가장 낮게 나타나며 특히 일최저기온에서 유도된 빈도 지수에서는 음의 상관관계를 보인다. M5(MPI-ESM1-2-HR)는 일최저기온연최대(TNx) 예측을 제외한 나머지 지수에 대해서 5종의 모델 중 가장 높은 상관관계 및 작은 오차를 보인다. 이와 같이 모델별 폭염 지수에 대한 예측 특성이 다르므로 보정 또한 다르게 적용해야 한다. 전반적으로 준수한 예측력을 보이는 M5는 보정 없는 예측값 활용이 가능하나 온난일(TX90p) 및 온난야(TN90p)에서 강한 온난화 추세 및 편향을 지닌 M1은 관측 추세로 스케일링 하는 등의 보정을 거친 후 예측값을 활용할 수 있을 것이다.

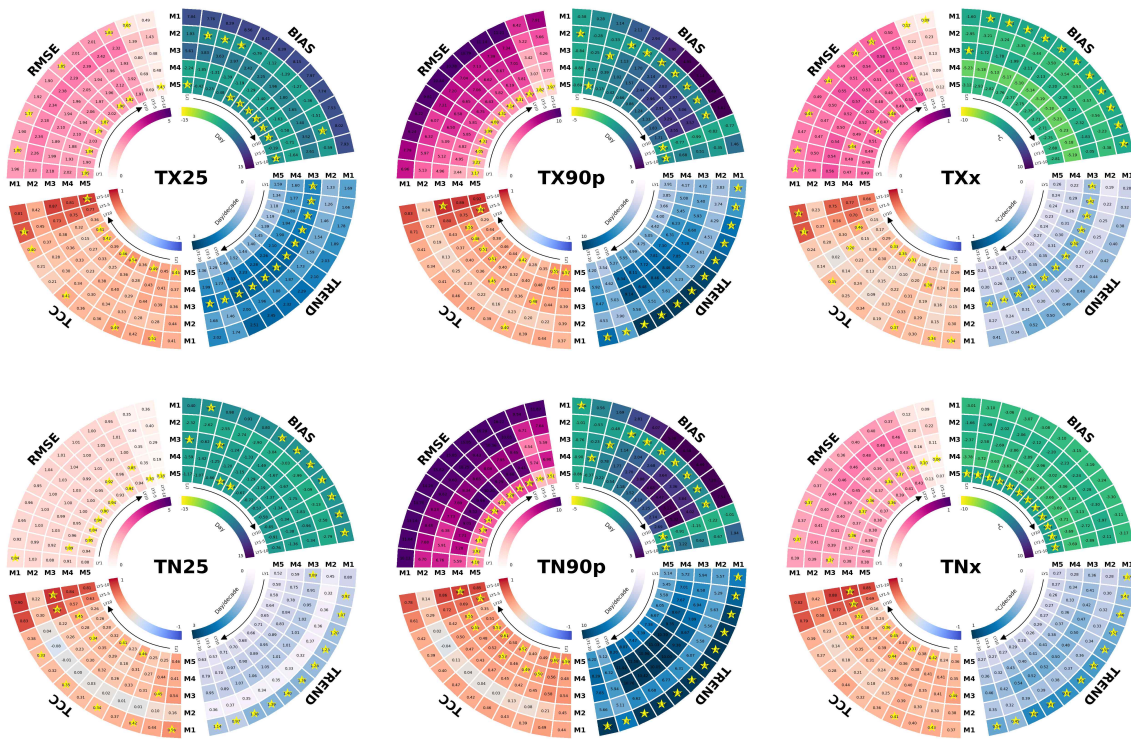


Figure 4.48. Mean bias, decadal trend, temporal correlation and root mean squared error of detrended heat indices (TX25, TX90p, TXx, TN25, TN90p and TNx) between ERA5 and DCPD hindcast models over East Asia for June-August. M1, M2, M3, M4 and M5 denote CanESM5, CMCC-CM2-SR5, HadGEM3-GC3.1-MM, IPSL-CM6A-LR and MPI-ESM1.2-HR, respectively. Yellow stars are marked on the models with the lowest absolute bias, highest trend, highest correlation and the lowest error.

5. 여름철 전선에 따른 집중 호우 특성

5.1. 전선 및 전선강수

5.1.1. 연구 배경

동아시아 여름철 강수는 대륙-해양의 열용량 차이, 몬순 순환, 아열대 고기압, 전선, 대기 파동 등의 요소가 복합적으로 작용하여 형성되는 매우 복잡한 기상 시스템이다 (Chen et al., 2004; Moon et al., 2020; Oh et al., 2018). 이러한 시스템은 기후 변화에 따른 열·수분 구조 변화에 민감하여 반응하며, 최근 수십 년 동안 동아시아 전역에서 강수량 증가, 국지적 집중호우, 폭염의 장기화 등 뚜렷한 변화가 관측되고 있다 (Ha et al., 2020). 특히 여름철 강수의 시공간 변동성은 기후모델 기분 예측에서 가장 높은 불확실성을 유발하는 요소 중 하나로 꼽힌다 (Kim and Min, 2025). 따라서 A2D 기후 전망의 신뢰도를 높이기 위해서는 강수 변동성을 구성하는 핵심 기상시스템에 대한 선행적 이해가 필수적이다.

동아시아 여름철 전선은 저위도의 고온다습한 기단과 중위도의 한랭건조한 기단이 만나는 경계에서 형성되며, 여름철 전체 강수의 50% 이상을 설명하는 대표적인 강수 시스템이다 (Figure 5.1). 전선은 대규모 대기 순환, 수증기 플럭스, 지역 기온 구조에 따라 위치와 강도가 변화하며, 그 변화는 지역 기상에 반영되므로 중요하다. 하지만 기존 연구들은 대부분 계절 평균, 월 평균, 혹은 극한강수 지수 기반의 접근에 의존해왔으며 (Min et al., 2011; Wang et al., 2013), 실제 강수가 만들어지는 과정을 기반으로 한 분석은 상대적으로 부족하였다. 따라서 전선 및 전선강수의 특성 변화를 이해하는 것은 동아시아 여름 강수를 이해하고 온난 기후에 따른 강수 변화를 전망하는데 불확실성을 줄일 수 있을 것으로 기대된다.

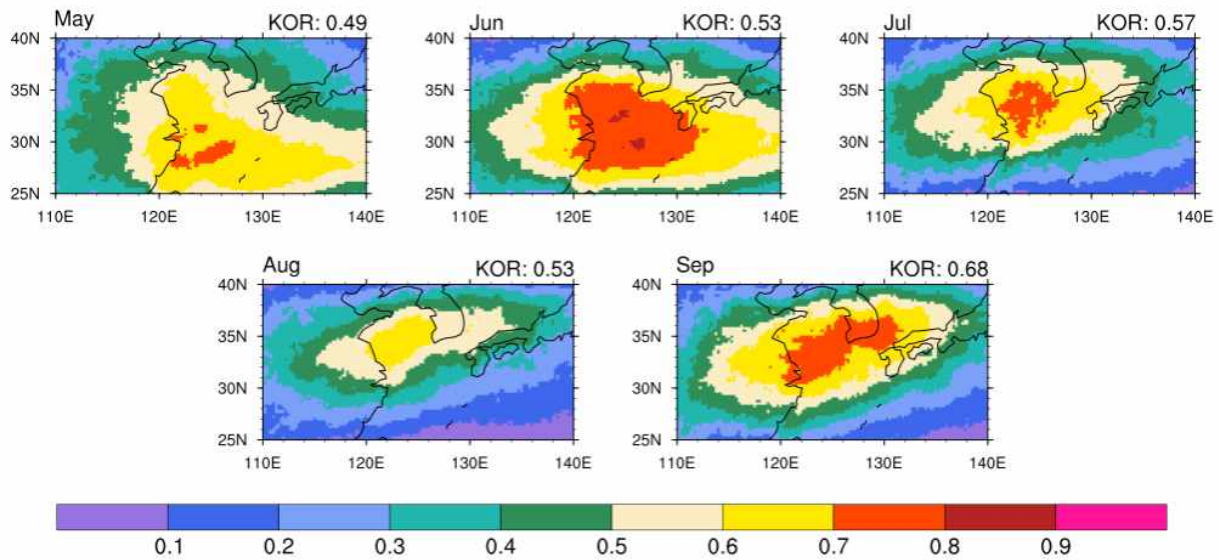


Figure 5.1. Ratio of frontal precipitation to total monthly precipitation from May to September during 1979-2024. The values in the upper-right corner indicate the area-averaged precipitation ratio over South Korea[33N-38N, 124E-131E].

최근 여름철 극한호우와 폭염이 빈번하게 발생하고 있으며 그 강도 또한 심해지고 있다. 2018년과 2020년 여름에 극한호우와 폭염이 동시에 나타남에 따라 큰 피해를 유발한 사례가 있다 (Moon et al., 2023). 2024년 7월에는 대전과 충청 지역이 장마전선의 영향으로 침수 피해를 입은 직후 (Figure 5.2a), 폭염과 열대야가 이어지며 (Figure 5.2b) 큰 피해가 발생한 바 있다. 또한, 2025년 6월 중순에도 수도권에서 폭염주의보가 발령된 직후에 서울과 인천 등지에서 시간당 60mm 이상의 기록적인 집중호우가 발생하였다. 최근 들어 폭우와 폭염이 연이어 나타나는 사례가 잦아지며 복합재해의 위험이 커짐에 따라 이를 깊이있게 이해할 필요성이 강조되고 있다.

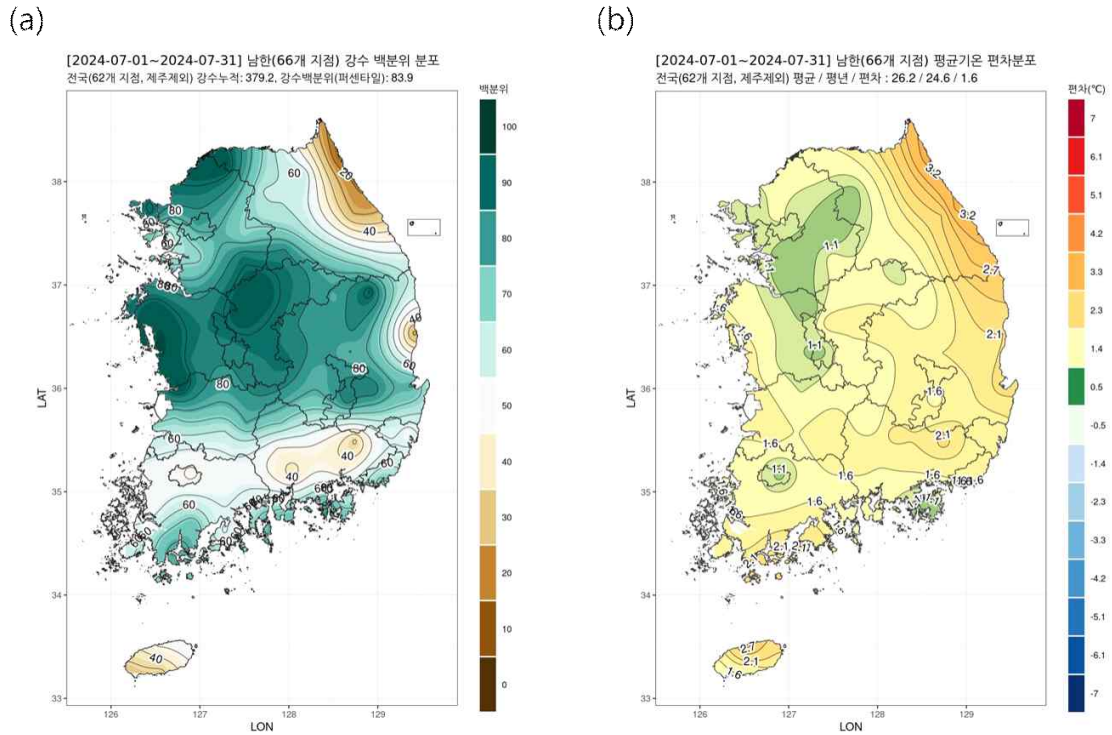


Figure 5.2. (a) Percentile distribution of precipitation and (b) anomaly of mean temperature over South Korea in July 2024.

5.1.2. 자료 및 분석 방법

전선을 탐지하기 위하여 European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF)에서 제공하는 Reanalysis 5 (ERA5) 의 6시간 간격 자료 (Hersbach et al., 2020)를 활용하였다. ERA5 자료는 0.25° 의 고해상도로 구성된 재분석자료이며, 고해상도 재분석자료를 사용함으로써 전선의 재현성을 높이고자 하였다. 분석 기간은 1979년부터 2024년까지 총 46년의 여름철 (5월~9월)로 설정하여, 최근 수십 년간 전선 구조 및 대기 특성의 변화를 장기적으로 평가하였다. 재분석자료 외에도 전선 특성 변화에 따른 영향을 평가하기 위하여 우리나라 104개 지점의 Automated Surface Observing System (ASOS) 일평균 자료를 사용하였다. 관측자료는 고해상도 강수 및 기온 관측을 제공하여 전선성 강수 여부 판별 및 지역적 극한기상 분석에 활용되었다. 다양한 기상 데이터의 활용은 전선 및 전선 영향에 대한 시공간적 특성 차이를 비교하고 재분석 자료 기반의 분석 결과를 검증하는데 주요한 역할을 한다. 전선의 영향으로 인해 여름철 재해 피해를 입는 동아시아 지역($25N-40N$, $110E-140E$)을 분석 영역으로 선정하였다.

전선 탐지는 아래와 같은 알고리즘을 이용하여 수행하였다. 전선은 주로 기온과 습도의 경계가 뚜렷한 구역에서 형성되므로 이를 포착하기 위하여 하층 (850hPa) 상당온위 (Equivalent Potential Temperature, EPT)를 사용하였다.

$$d \frac{EPT_{850hPa}}{dy} > 0.04 K/km \quad [5.1]$$

상당온위의 남북경도를 고려하여 위도 간 기온과 습도의 대비를 탐지하였다. 식 [5.1]을 만족하는 영역 중 최댓값을 갖는 위도를 탐지하여 전선으로 정의하였다. 전선강수는 탐지된 전선의 위치를 기준으로 전선대 중심 500km 범위 내에 발생한 강수로 정의하였다. 이 때, 전선강수는 1mm/6hr 이상인 강수만 취급하였으며 이러한 정의는 전선과 직접적인 관련성이 높은 강수를 선별하는 데 효과적이며 전선성 강수의 공간적 범위를 일관되게 규정할 수 있도록 한다 (Figure 5.3). 전선에 의해 나타나는 호우 (전선호우)는 전선강수 강도가 10mm/6hr 이상으로 정의하였다.

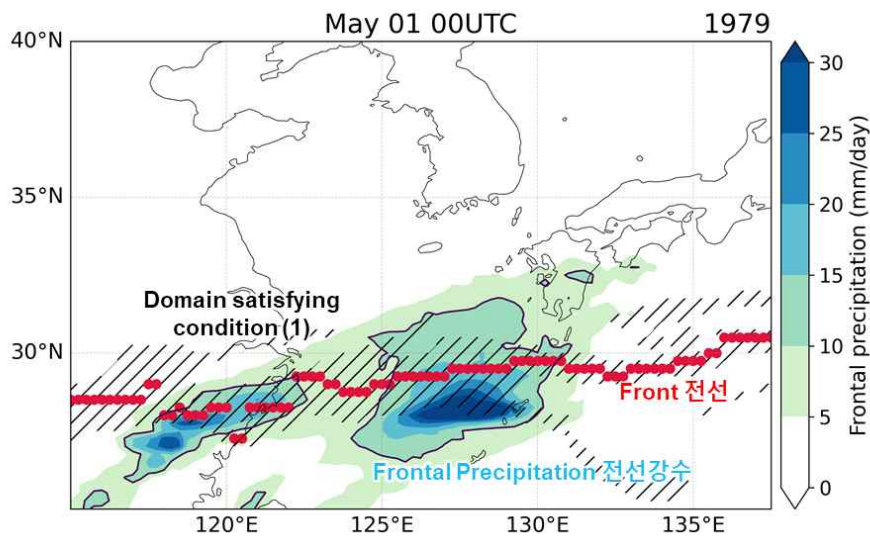


Figure 5.3. Schematic diagram of front and frontal precipitation. The hatched area indicates the region satisfying Equation [4.1], red dots represent the detected frontal positions, and the shading denotes frontal precipitation. The area corresponding to heavy frontal precipitation is outlined with black contours.

전선 검출 알고리즘의 신뢰도를 평가하기 위하여, 일기도에 표시된 전선을 기반으로 제작된 격자 형식 (수평해상도 1°)의 전선 자료를 객관적 검증 자료로 활용하였다. 일기도 전선은 숙련된 예보관에 의해 분석된 결과로서 주관적 요소가 존재하지만 실제 기상 상황을 직접적으로 반영한다는 점에서 검증기준으로 널리 사용된다 (Moon et al., 2023). 본 연구에서는 Utsumi et al. (2014)에서 산출하나 2000년~2010년까지 총 11년간의 6시간 간격 전선 자료를 이용하여 검증하였다. 전선의 위치를 정량적으로 평가하기 위하여 전선의 위도에 대한 중앙값을 이용하여 전선위치 인덱스를 정의하였다. 일기도와 탐지된 전선의 대표 위도에 대하여 확률밀도 함수로 분석한 결과, 대부분의 전선이 위도 30~35N에 위치함을 확인하였다 (Figure 5.4). 이를 2차

원의 확률밀도로 분석하였을 때에도 일기도와 알고리즘을 통해 탐지된 전선 간 양의 선형관계가 잘 나타남을 통해 전선이 잘 모의되었음을 확인하였다 (Figure 5.5). 탐지된 전선이 일기도의 전선보다 고위도에 분포됨을 확인하였으나 이는 일기도 상의 전선은 1000hPa의 지표 배경장을 기준으로 분석되었기 때문으로 사료된다. 일기도 자료의 활용은 전선 검출 결과의 신뢰성을 확보하는 데 중요한 역할을 하며, 전선 기반 강수 분석 및 장기변화 탐지의 타당도를 높이는데 기여하였다.

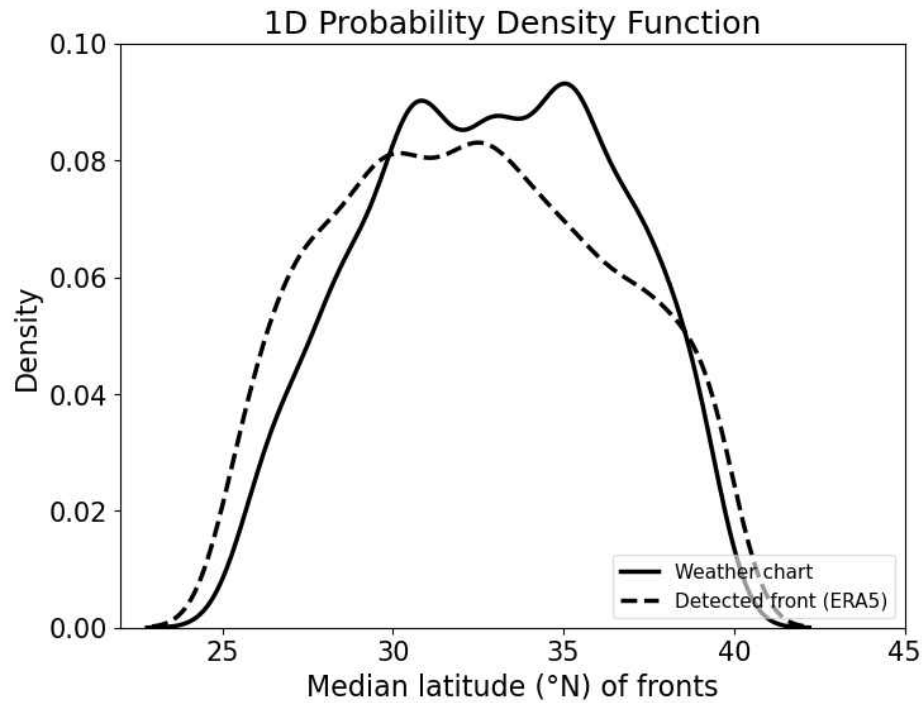


Figure 5.4. 1-dimensional probability density functions of the representative latitude of the fronts at 6-hour intervals from May to September during 1979-2024, derived from (solid line) the weather chart front and (dashed line) the fronts detected by the algorithm.

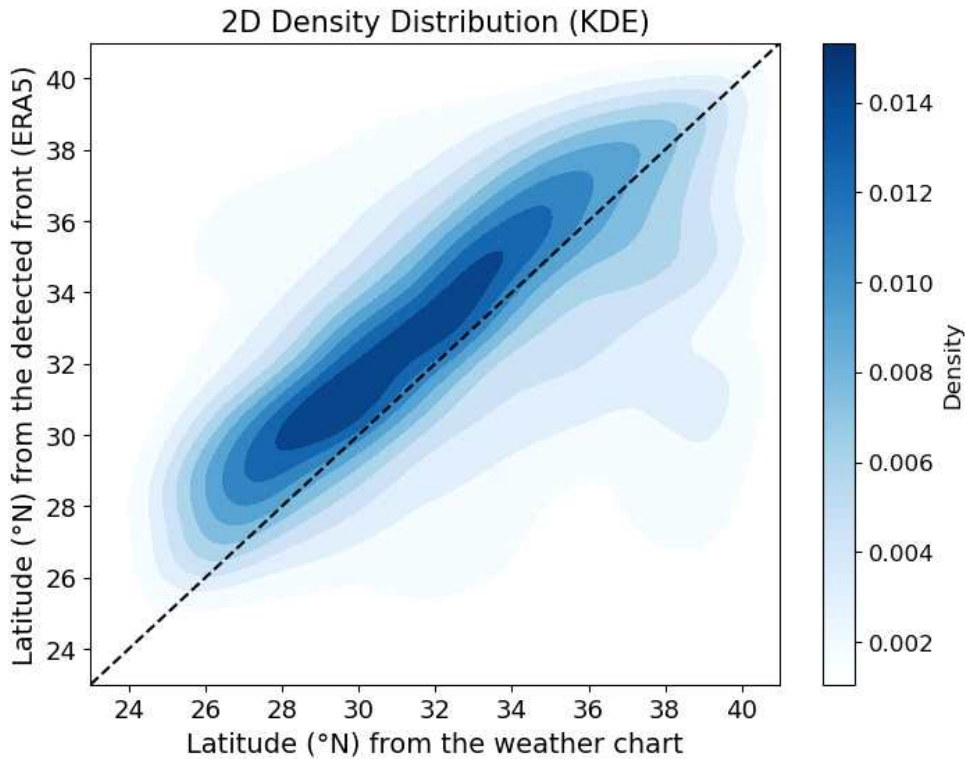


Figure 5.5. 2-dimensional probability density functions of the representative latitude of the fronts at 6-hour intervals from May to September during 1979-2024, with (x-axis) weather chart fronts and (y-axis) algorithm-detected fronts.

5.1.3. 전선 특성 변화

1979-2024년 기간 동안 동아시아 여름철 전선의 특성 변화를 분석하기 위하여, 분석 기간을 과거 20년 (P1, 1979-1998)과 최근 20년 (P2, 2005-2024)로 구분하였다. 그 결과, 전선의 진화과정에서 시기별·지역별로 유의미한 차이를 보였으며, 한반도 중부와 일본 남부 지역에서 북진하는 경향이 나타났다. P1 기간과 비교하여, P2 기간의 전선이 보다 북진함을 보였다 (Figure 5.6). 동아시아 지역에 대하여 전선의 위도가 5월 (+0.17N), 6월 (-0.67N), 7월 (+1.27N), 8월 (+1.36N), 9월 (+0.78N)로 변화하였으며, 특히 7-9월의 늦여름에 전선의 북진 특성이 뚜렷하게 나타났다. 시간에 따른 진화를 시계열로 분석한 결과, P2 기간 동안 8월과 9월에 통계적으로 유의한 전선 북상이 관측되었으며, 이는 늦여름에 전선의 북상 경향이 강화되었음을 시사한다 (Figures 5.7-5.8). 여름철 전선의 대표 위도가 평균 0.55N, 최대 +1.22N까지 북상하였다. 이는 대한민국의 부산에서 대전까지의 거리에 해당하는 것으로 전선이 과거에 비하여 3.7% 북상하였음을 의미한다.

나아가 우리나라 최남단 (위도 33N)을 기준으로 전선에 영향을 받는 시기를 분석하였다. 과거 6월 28일~9월 6일까지 총 71일간 전선 영향권에 놓였던 반면, 최근 20년간은 6월 25일 ~ 9월 19일로 나타났다. 전선의 영향반경에 드는 시작일이 3일 이르게 나타나고 전선의 영향이 약 2주 가량 오래 지속됨에 따라 우리나라 여름 기상에 직접적인 영향을 길게 미치고 있음을

의미한다. 전선의 이동은 전선 영향권의 변화에 영향을 줄 수 있으며 이는 여름철 강수의 시공간적 패턴과 밀접하게 연결되어 있다. 따라서 전선의 북진에 따른 그 영향 변화를 분석할 필요성을 시사한다.

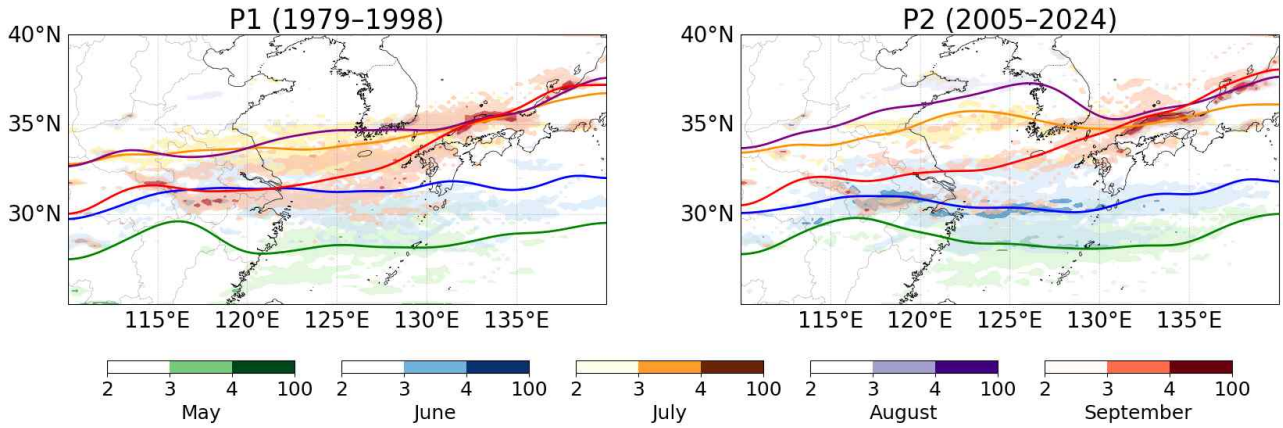


Figure 5.6. Monthly frontal occurrence ratio (shading, %) and representative frontal position (contour) during the P1 (1979-1998) and P2 (2005-2024) periods.

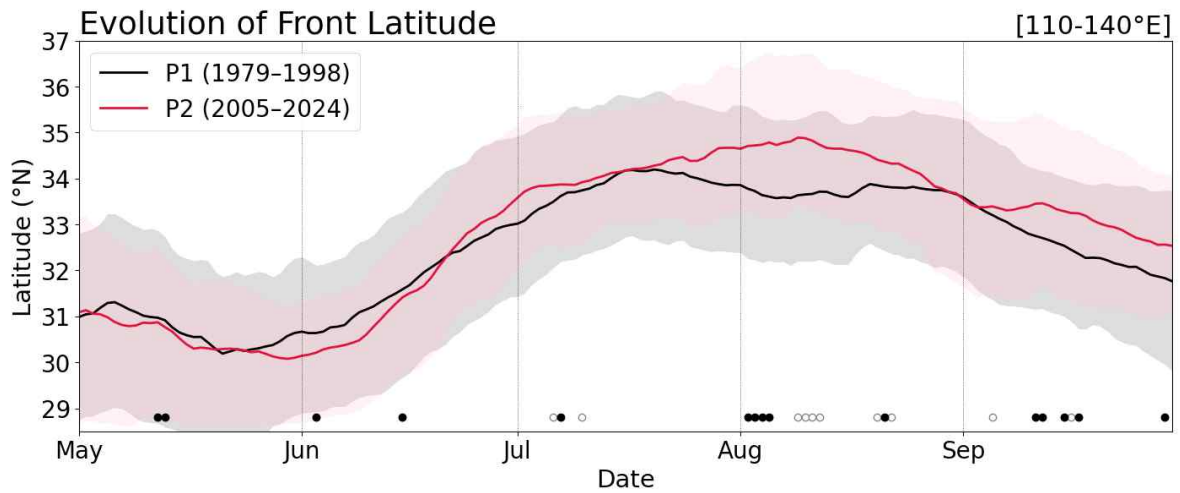


Figure 5.7. Evolution of the fronts from May to September during the P1 (1979-1998; black) and P2 (2005-2024; red) periods within 110-140E. The open and closed circles indicate regions that are statistically significant at the 90% and 95% significance levels, respectively.

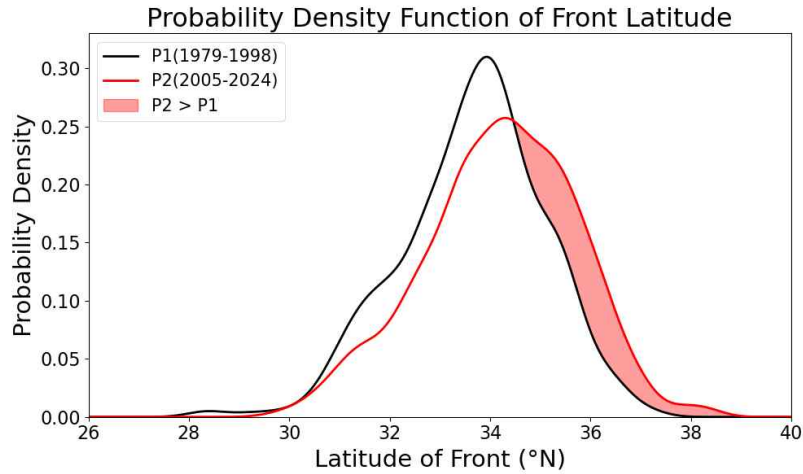


Figure 5.8. The probability density functions (PDF) of latitude of fronts during the P1 (black) and P2 (red) periods. The red shading indicates regions where the PDF values during P2 are higher than those during P1.

5.1.4. 전선 북진 영향 평가

동아시아 여름철 전선이 북쪽으로 이동함에 따라 강수의 공간 분포는 뚜렷한 변화를 보인다. 전선은 고온다습한 남서풍과 상대적으로 한랭한 중위도의 공기가 만나는 경계에서 형성되므로 전선의 북진은 곧 강수대의 변화를 유도한다. 전선이 북상하는 경우, 한반도 중부지역과 중국 산둥반도에는 전선강수 강도가 증가에 영향을 미쳤다 (Figure 5.9). 반면 중국 남부 및 저위도 지역에서는 전선강수 강도가 감소하여 동아시아에 쌍극자 패턴이 나타나며 지역 간 강수 불균형이 심화되는 양상이 확인되었다. 월별로 그 특성을 세분화하여 분석한 결과, 동아시아 전선강수의 북쪽 증가 남쪽 약화의 쌍극자 패턴이 꾸준히 나타났다 (Figure 5.10).

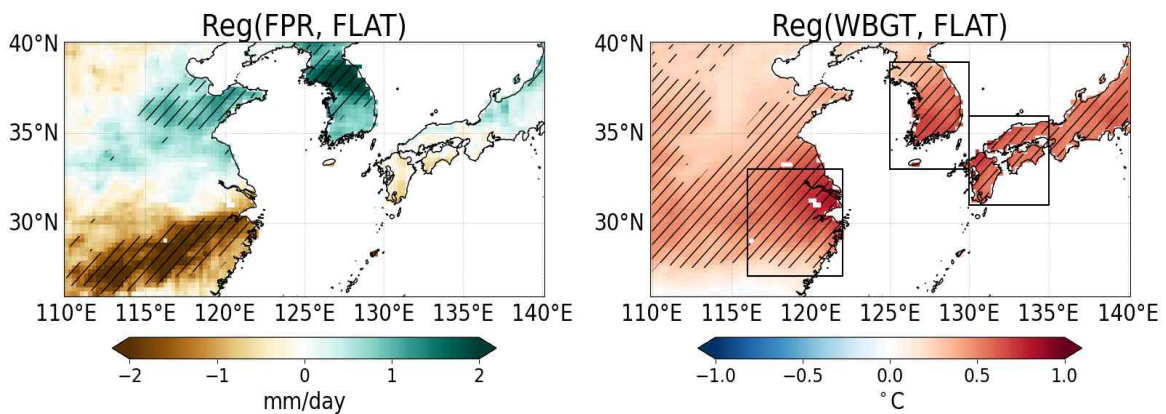


Figure 5.9. Regression coefficients of frontal precipitation intensity (left; mm/day) and wet bulb globe temperature (right; °C) against the front latitude index during the summertime. Hatch denote values significant at the 95% confidence level.

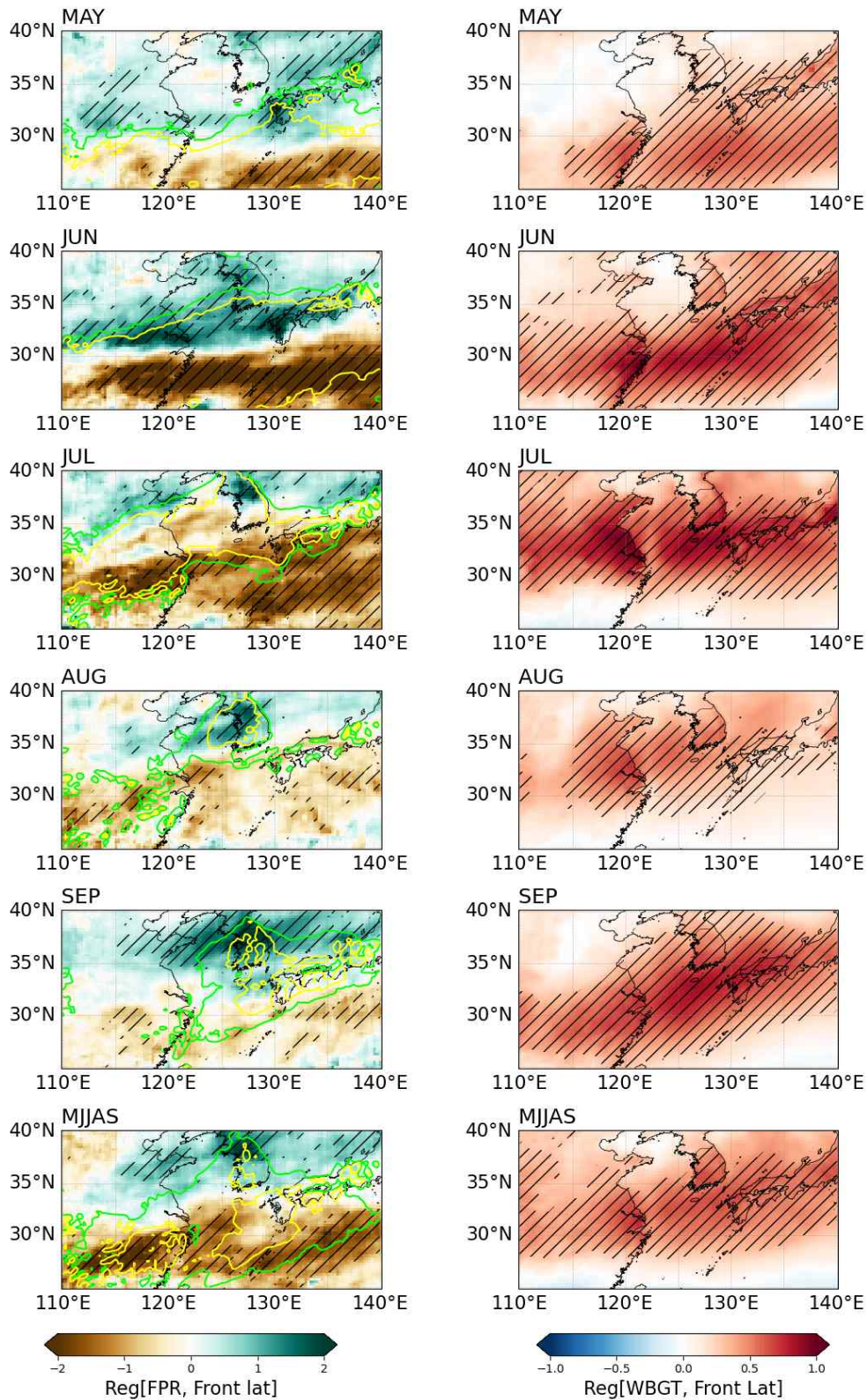


Figure 5.10. Regression coefficients of monthly frontal precipitation intensity (left; mm/day) and wet bulb globe temperature (right; °C) against the front latitude index during May to September. Hatch denote values significant at the 95% confidence level.

최근 중부 지역의 집중호우로 인한 피해는 이러한 전선의 북상으로 설명이 가능하며, 피해 빈도가 잦아지고 있는 추세이다. ASOS 관측 데이터를 이용하여 분석한 결과도 재분석자료와 마찬가지로 우리나라 강수가 전선의 이동에 민감하게 반응함을 확인하였다 (Figure 5.11). 전선호우의 빈도 측면에서 살펴본 결과, 전선의 북진에 따라 강우강도가 증가했던 중국의 산둥 지방과 우리나라 중부지역에서 전선호우 노출빈도가 증가하였음을 보였다 (Figure 5.12). 따라서 전선의 북상은 우리나라 전선강우 증가에 유의미한 영향을 미치고 있으므로, 이를 미리 대비하고 파악하는 것이 중요할 것이다.

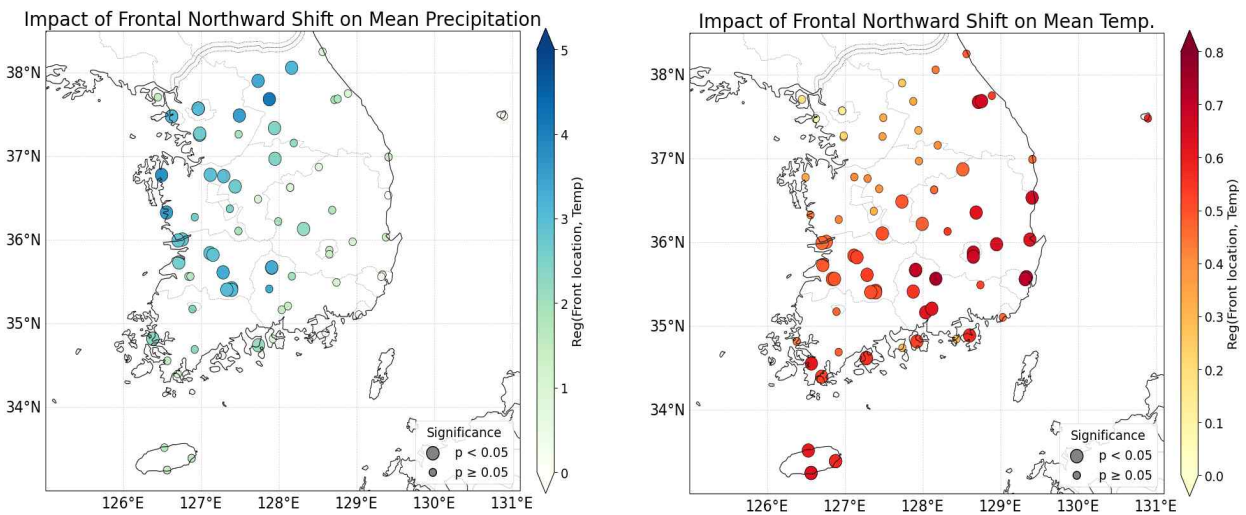


Figure 5.11. Regression coefficients of frontal precipitation intensity (left; mm/day) and mean temperature (right; °C) against the front latitude index during the summertime, derived from ASOS observational datasets. Larger circle denote values significant at the 95% confidence level.

전선의 북상은 강수뿐 아니라 동아시아 여름철 기온 구조에도 중요한 영향을 미친다. 전선이 북쪽으로 이동하면 남쪽 지역에서는 구름의 감소 및 일사 가열 증가로 인하여 고온 현상이 강화되고 전선대 북쪽의 중위도 지역에서는 강수 증가와 수증기 응축열의 변화로 인해 기온 상승 패턴이 더욱 뚜렷하게 나타난다. 전선이 북진함에 따라 동아시아 전반의 열과 증가는 여름철 평균 기온 및 월별 기온의 영향에서도 보인다 (Figures 5.9-5.10). ASOS 관측자료에서도 남부 지역에서 특히 전선 북상으로 인한 기온이 뚜렷하게 상승하는 양상이 나타났다. 즉, 우리나라는 전선의 북상으로 중부지방의 강우강도가 증가하여 폭우에 노출될 가능성이 높아지며, 남부지방은 기온 상승으로 폭염에 노출될 위험이 커졌음을 확인하였다. 폭염에 노출되는 빈도 또한 동아시아 전반에 증가하여 나타남으로써 전선의 변동성 및 북진 현상을 이해할 필요가 있다.

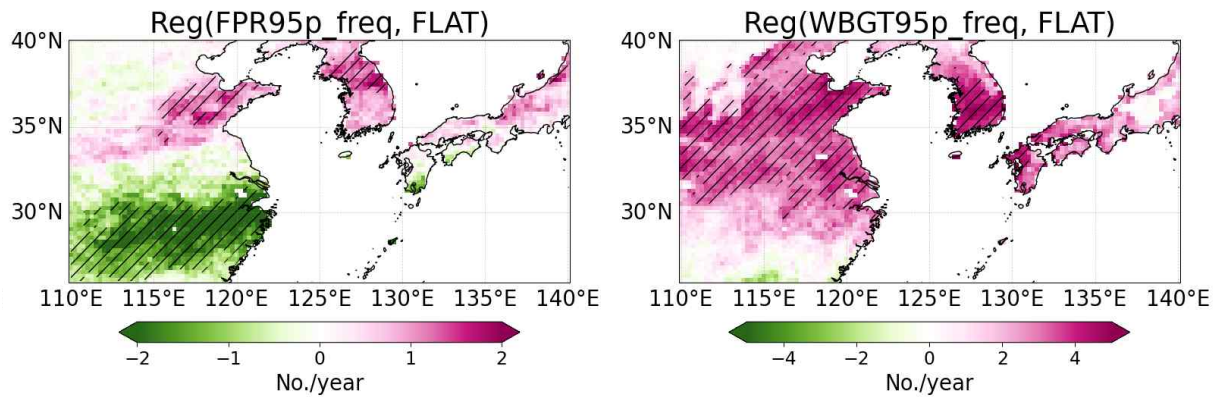


Figure 5.12. Regression coefficients of frequency of heavy frontal precipitation (left; No./year) and heatwaves occurrence (right; No./year) against the front latitude index during the summertime. Hatch denote values significant at the 95% confidence level.

5.1.5. 전선 북진 메커니즘

전선의 이동성 및 지속시간의 변화는 동아시아 여름철 기후 리스크 평가에 핵심 요소로 판단됨으로 전선 메커니즘의 변화를 이해할 필요성이 있다. 전선이 북진하는 메커니즘을 이해하기 위하여 전선의 위치 인덱스를 기반으로 대기 변수에 회귀분석을 실시하였다 (Figure 5.13). 전선 북상 시, 고위도에서 상층 고기압이 강해지고 제트류가 강화됨을 확인하였다 (Figure 5.13a). 즉, 제트류가 평년보다 북쪽으로 이동 혹은 강해지면서 대기의 상승활동을 유발하여 북쪽지역 전선을 활성화시킨다. 한반도 제트 강화는 전선을 북상시키는 역할을 한다. 또한, 하층의 북서태평양 고기압의 북쪽 확장 및 강화도 전선의 북진에 영향을 준다 (Figure 5.13b). 북서태평양 고기압이 평년보다 북쪽으로 확장됨에 따라서 고기압 가장자리를 따라 덥고 습한 공기가 동아시아 북쪽까지 유입됨에 따라 전선의 북상 및 위치 변화에 기여하였다. 동아시아 남쪽의 북서태평양 고기압과 더불어 북쪽에 위치한 저기압이 강화됨에 따라 대기 하층 수렴을 통하여 상승류를 유도하여 전선 강수의 활동을 강화시킨다.

전선이 북상함에 따라 전선에 의해 형성된 구름대도 함께 북상을 하게 되고, 고온건조한 공기는 내륙으로 확장된다 (Figure 5.13c). 그 결과, 동아시아 내륙 남부는 구름이 줄고 일사량이 증가하여 지표면 가열이 더욱 강해지게 된다. 대기의 상층과 하층 기압장의 변화로 인하여 전선의 북진을 야기하며, 전선이 북진 함에 따라 수증기 수송이 강화되어 하층 습윤공기의 유입을 통한 전선강우 강도 증가와 동아시아 기온 상승을 동시에 유발하였다. 특히, 하층의 수평기압 경도 차이는 인위적 영향에 따른 온실기체 효과로 인하여 더욱 강화된 것으로 보이며 (Moon et al., 2023) 향후 전선 북진 메커니즘에 대한 원인 규명이 필요하다.

과거와 최근 20년 기후에 대한 전선 북진의 차이를 비교 분석한 결과, 이러한 특성은 뚜렷하게 나타난다 (Figure 5.14). 최근 기간 동안 북서태평양 고기압의 강화 및 북진으로 인하여 수증기를 머금은 하층 바람이 우리나라 중부지방을 포함하여 동아시아 깊숙이 유입되는 특성을 잘 보여주고 있다. 전선에 영향을 미치는 환경장의 변화는 동아시아 여름 기상 시스템의 구조와 관련된 중요한 기후 신호로 볼 수 있다. 북서태평양 고기압의 위치와 전선의 위치의 변화

를 분석한 결과, 최근 20년간 북서태평양 고기압의 북진이 뚜렷하게 탐지되었으며 이와 함께 전선의 북상도 분석되었다 (Figure 5.15). 따라서 이러한 결과는 전선 북진 메커니즘의 변화를 이해함으로써 여름철 동아시아 기상 재해에 대한 이해를 증진하고 근미래 전망에 기여할 수 있음을 보여준다.

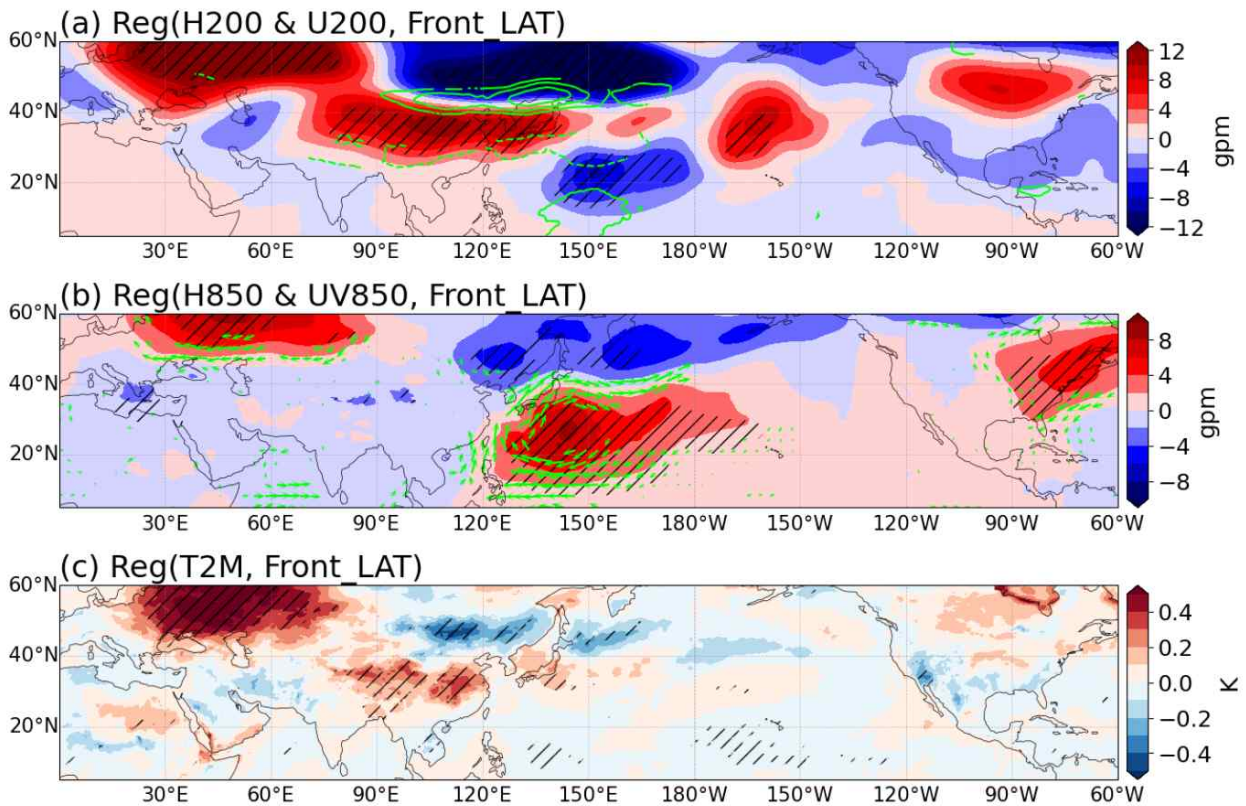


Figure 5.13. Regression coefficients of (a) upper-level geopotential height (shading; gpm) and zonal wind (contour; m/s), (b) lower level geopotential height (shading; gpm) and wind (vector; m/s), and (c) 2m air temperature (K) against the front latitude index during the summertime. Hatch denote values significant at the 95% confidence level.

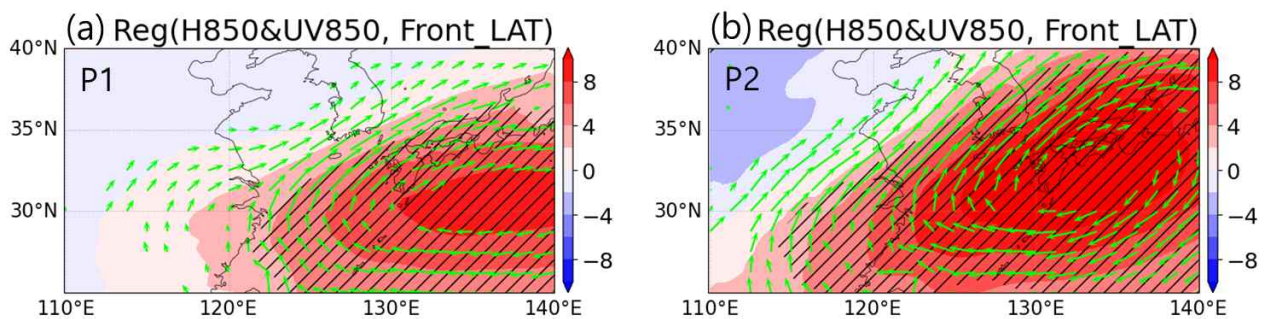


Figure 5.14. Regression coefficients of lower level geopotential height (shading; gpm) and wind (vector) against the front latitude index during (a) P1 (1979–1998) and (b) P2 (2005–2024) periods. Hatch and vector denote values significant at the 95% confidence level.

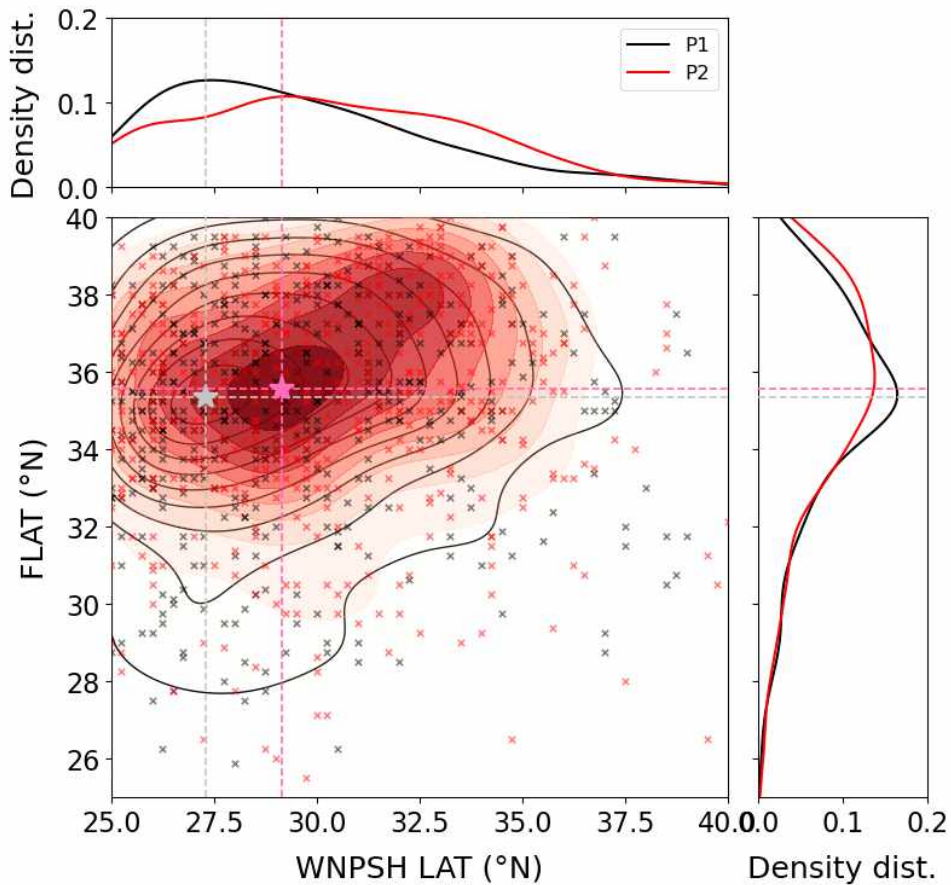


Figure 5.15. Changes in western North Pacific Subtropical High (WNPSH) and latitude of front (FLAT) during P1 (1979-1998; black) and P2 (2005-2024; red) periods. Starts indicates the point where the probability density distribution reaches its maximum. Dashed lines denotes the maximum density value.

5.2. 전선 및 전선강수의 미래변화 전망

5.2.1. 연구 배경

과거 기후에서 전선 및 전선이 미치는 영향에 대한 특성을 분석하였으므로, 온난기후 하의 미래 전망에 대해서도 분석하여 기후변화에 대비할 필요가 있다. 향후 수십 년 동안 동아시아 여름철 기후가 점진적으로 온난화되고 대기중의 수증기가 증가함에 따라 더욱 강한 열적·열역학적 대비를 보일 것으로 예측된다 (Moon and Ha, 2020). 이러한 변화는 전선의 형성과 유지 조건을 근본적으로 변화시킬 수 있으며 전선이 위치하는 위도, 강도, 빈도 등의 핵심 특성에도 변화를 초래할 가능성이 크다. 특히, 미래 온난화 시나리오에서 북서태평양 고기압의 북상 및 남서풍 수증기 수송의 강화가 지속적으로 발생할 것으로 전망됨에 따라, 전선의 평균 위치에 대한 변동성이 클 가능성도 제기되고 있다. 이러한 변화는 한반도 중부 및 일본 지역에서

전선강수 증가와 집중호우 위험 확대를 초래할 수 있어, 미래 기후변화에 대한 선제적 대응을 위해 전선 시스템의 변화 양상을 이해하는 것이 매우 중요하다.

전선강수는 여름철 강수의 상당 부분을 차지하기 때문에 전선의 변화는 미래 동아시아 강수 체계 전체에 중요한 영향을 미친다. 온난화에 따른 대기 수증기 함유량의 증가는 전선강수로 발달할 수 있는 잠재력을 높이며 이는 전선호우의 빈도 및 강도의 증가로 이어질 가능성이 크다. 또한, 전선이 북상하면 동아시아 전역에 폭염과 열 스트레스가 강화되고, 전선대 주변의 집중호우가 동시에 발생할 위험이 높아진다. 이는 향후 여름철 폭염-호우 복합재해의 발생 가능성이 더욱 증가함을 시사하며, 동이상 주요 국가들의 사회·경제적 영향 평가에 필수적인 요소로 작용할 것으로 보인다. 따라서 미래 기후모델을 활용한 전선 및 전선강수의 변화 분석은 장기 기후전망의 신뢰도를 높이고, 기후 리스크 기반 정책 수립에 중요한 과학적 근거를 제공한다.

5.2.2. 모델 자료

전선 특성의 변화는 고해상도 모델 시뮬레이션에서 더욱 정밀하게 분석이 가능하다. 따라서 시간적·공간적으로 고해상도 규모의 기후 변화 시뮬레이션 데이터가 필요한 실정이다. 본 연구에서는 CMIP6 기반의 고해상도 시뮬레이션인 HighResMIP 자료를 활용하였다. HighResMIP은 전구 대기의 고해상도 모의 (약 25-50km)를 통하여 전선, 저기압, 강수대 등 세부적인 중규모 및 종관 규모 현상을 보다 현실적으로 재현할 수 있다는 장점이 있다. 연구에서는 특히 해수면 온도 (Sea surface temperature, SST)를 처방조건으로 적용한 highresSST-present (1950-2014)와 SSP585시나리오에 따른 highresSST-future (2015-2050) 실험을 활용하여, 온난화된 해수 표면 조건이 동아시아 전선 구조 및 강수 특성에 어떠한 변화를 유도하는지 평가하였다.

HighResMIP의 5개의 모델 (CMCC-CM2-VHR4, CNRM-CM6-1-HR, EC-Earth3P-HR, HadGEM3-GC31-HM, MPI-ESM1-2-XR)을 이용하여 분석을 진행하였다 (Table 5.1). 분석 기간은 highresSST-present 시뮬레이션의 1991~2010년 과거 기후와 highresSST-future 시뮬레이션의 2031~2050년을 미래기후 기간으로 선정하였다. 수평해상도는 50km 해상도로 재격자화하여 모델 간 비교를 하였으며 사용한 5개 모델에 대한 앙상블평균 (Multi-model ensemble, MME)을 실시하여 미래 변화를 전망하였다. 이러한 HighResMIP 자료는 해양과 대기의 상호작용을 제거한 상태에서도 SST 변화의 영향을 직접적으로 분석할 수 있어, 전선의 특성 변화 전선강수의 장기적 진화 경향을 규명하는데 유용한 자료로 사용되었다.

Table 5.1. Description of CMIP6 HighResMIP models used in this study.

Model	Horizontal resolution	highresSST-present	highresSST-future
CMCC-CM2-VHR4	25km	19500101-20141231	20150101-20501231

CNRM-CM6-1-HR	50km	19500101-20141231	20150101-20501231
EC-Earth3P-HR	50km	19500101-20151231	20150101-20491231
HadGEM3-GC31-HM	50km	19500101-20141230	20150101-20501231
MPI-ESM1-2-XR	50km	19500101-20141231	20150101-20501231

고해상도 모델은 전선과 강수 구조를 보다 현실적으로 모의할 수 있다는 장점이 있다. 관측에서 사용한 식 [5.1]을 이용한 전선 탐지 알고리즘을 활용하여 HighResMIP 시뮬레이션의 전선을 탐지하였다. 모델에서 모의하는 전선을 진단하기 위하여 highresSST-present 데이터를 이용하여 전선의 위치를 탐지한 결과, 관측과 마찬가지로 대부분의 전선대표위도가 30-40N에 분포하고 있음을 확인하였다 (Figure 5.16). 5개의 모델 중 CMCC-CM2-VHR4, EC-Earth3P-HR, MPI-ESM1-2-XR는 35-40N에서 전선이 많이 모의되는 것으로 보아, 전선의 위치가 관측과 ERA5 재분석자료보다 더 고위도에서 많이 탐지되는 특징이 있었다.

또한, 전선강수가 전체 강수량의 50% 이상을 차지했었던 재분석자료에서의 결과와 달리 (Figure 5.1), 모델에서는 전선강수가 과소 모의되었다 (Figure 5.17). 강수 패턴의 진화과정은 잘 모의하고 있으나 전선강수의 영향이 가장 많이 받는 7월의 강수를 모델에서는 과소모의하는 것으로 나타났다. highresSST-present의 5MME에서는 1991-2010년의 기간동안 5월 (37%), 6월 (44%), 7월 (35%), 8월 (34%), 그리고 9월 (56%)로 전선강수의 강도를 약하게 모의하고 있었다. 즉, 재분석자료와 비교하여 highresSST-present 시뮬레이션에서 동아시아 여름철 전선은 더욱 북쪽으로 모의하고 있었으며, 전선강수는 과소 모의되는 특성을 보였다.

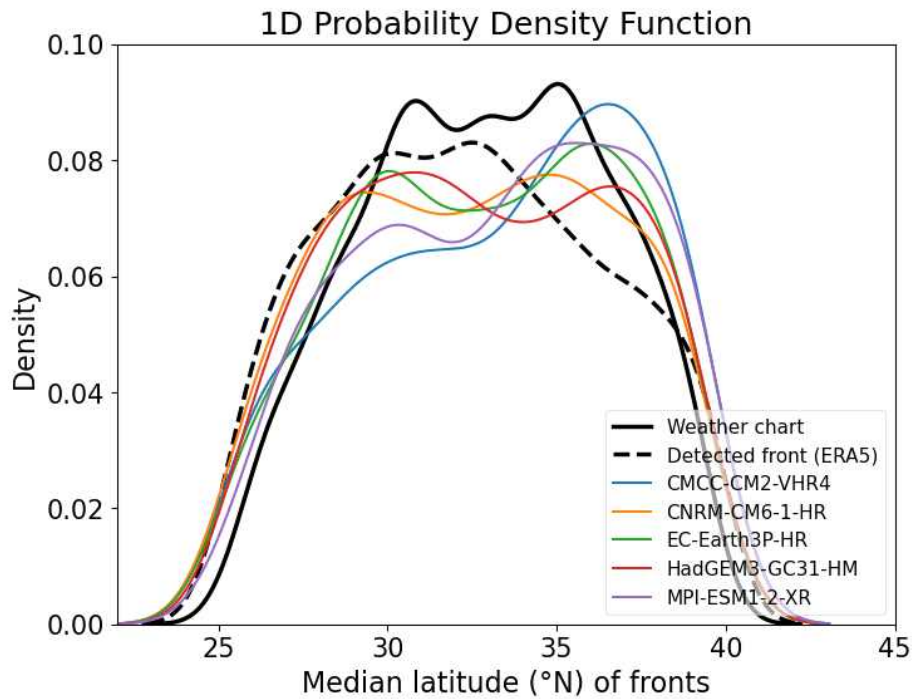


Figure 5.16. 1-dimensional probability density functions of the representative latitude of the fronts at 6-hour intervals from May to September during 1979–2024, derived from (solid line) the weather chart front and (dashed line) the fronts detected by the algorithm and highresSST-present (colored line).

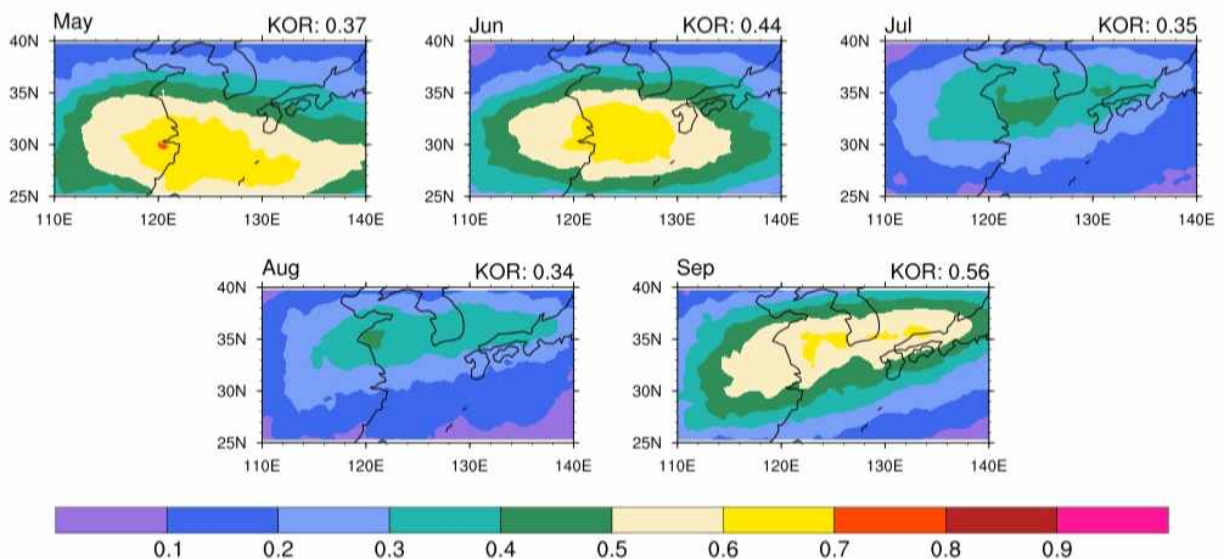


Figure 5.17. Ratio of frontal precipitation to total monthly precipitation from May to September during 1991–2010 based on MME of highresSST-present simulations. The values in the upper-right corner indicate the area-averaged precipitation ratio over South Korea [33N–38N, 124E–131E].

5.2.3. 전선 및 전선강수 변화 전망

재분석자료를 사용한 과거 기후에서 동아시아 여름철 전선의 북진 특성을 파악하였다. 미래 온난 기후 시나리오에서도 이와 비슷한 전선의 북진 경향이 나타나는지 분석하기 위하여 highresSST-present 와 highresSST-future 시뮬레이션을 사용하여 전선의 진화를 분석하였다 (Figure 5.18). 과거기후에서 7~9월의 늦여름에 전선 북진이 유의미하게 나타났던 것과 달리 5개의 모델에서는 전선의 이동에 일관된 특성이 모의되지 않았으며 모델 간 차이를 보였다. CNRM-CM6-1-HR (+0.73N), EC-Earth3P-HR (+0.82N), HadGEM3-GC31-HM (+0.43N) 모델은 과거에 비하여 미래 기후에서 전선의 북진이 나타났으며, 특히 8월 말 ~ 9월 초에 뚜렷한 특징을 보였다. 모델마다 전선 북진의 특성이 각기 다르게 모의되어 일관된 미래 전망을 하기에 제약이 존재한다. 이는 모델의 수평해상도 혹은 전선 시스템의 재현성의 한계에서 비롯된 것으로 해석된다.

또한, 전선강수 특성의 미래 변화를 분석하기 위하여 전선강수 강도 및 빈도의 변화를 살펴보았다.

$$\begin{aligned} \Delta FPR &= FPR' - FPR = (F + \Delta F) \cdot (I + \Delta I) - F \cdot I \\ &= \Delta F \cdot I + F \cdot \Delta I + \Delta F \cdot \Delta I \end{aligned} \quad [5.2]$$

여기서 FPR은 총전선강수량을 의미하며, □'는 미래기후에서의 값을 의미한다. F는 전선강수의 빈도를, I는 전선강수의 강도(Intensity)를 나타내고, Δ는 미래와 현재의 차이를 의미한다. 식 [5.2]는 총전선강수량의 미래 변화를 빈도에 따른 변화 (ΔF · I), 강도에 의한 변화 (F · ΔI), 그리고 빈도와 강도의 공변동에 의해 발생하는 변화 (ΔF · ΔI) 로 구분하여 나타낸 것이다.

HighResMIP을 이용하여 과거기후와 미래기후의 전체 전선강수의 변화를 비교한 결과 월별로 각 다른 변화가 전망되었다 (Figure 5.19). 5월은 전선의 영향이 많지 않은만큼 총 전선강수의 변화가 유의미한 변화가 나타나지 않았다. 동아시아 여름철 전선의 영향이 본격적으로 시작되는 6월은, 전선강수의 강도 및 빈도의 증가로 인하여 총 전선강수량 또한 증가하는 경향이 우리나라와 일본 남서부 지역을 중심으로 나타났다. 반면 7월은 대한민국 남부지방의 전선강수 강도 및 빈도가 감소함에 따라 총 전선강수량이 감소하는 경향이 나타났다. 8월 또한 전선강수 강도 감소로 인하여 총 전선강수량이 감소하였다. 많은 모델에서 전선의 북상이 전망되었던 9월에는, 전선강수의 강도와 빈도가 모두 증가함에 따라 9월 전선강수량이 증가하는 특성을 보였다. 모델에서는 6월과 9월에 총 전선강수량이 증가하는 경향이 나타나므로 온난화가 계속 될수록 우리나라 남부지방에 여름철 더블피크 전선강수가 나타날 가능성이 우려된다.

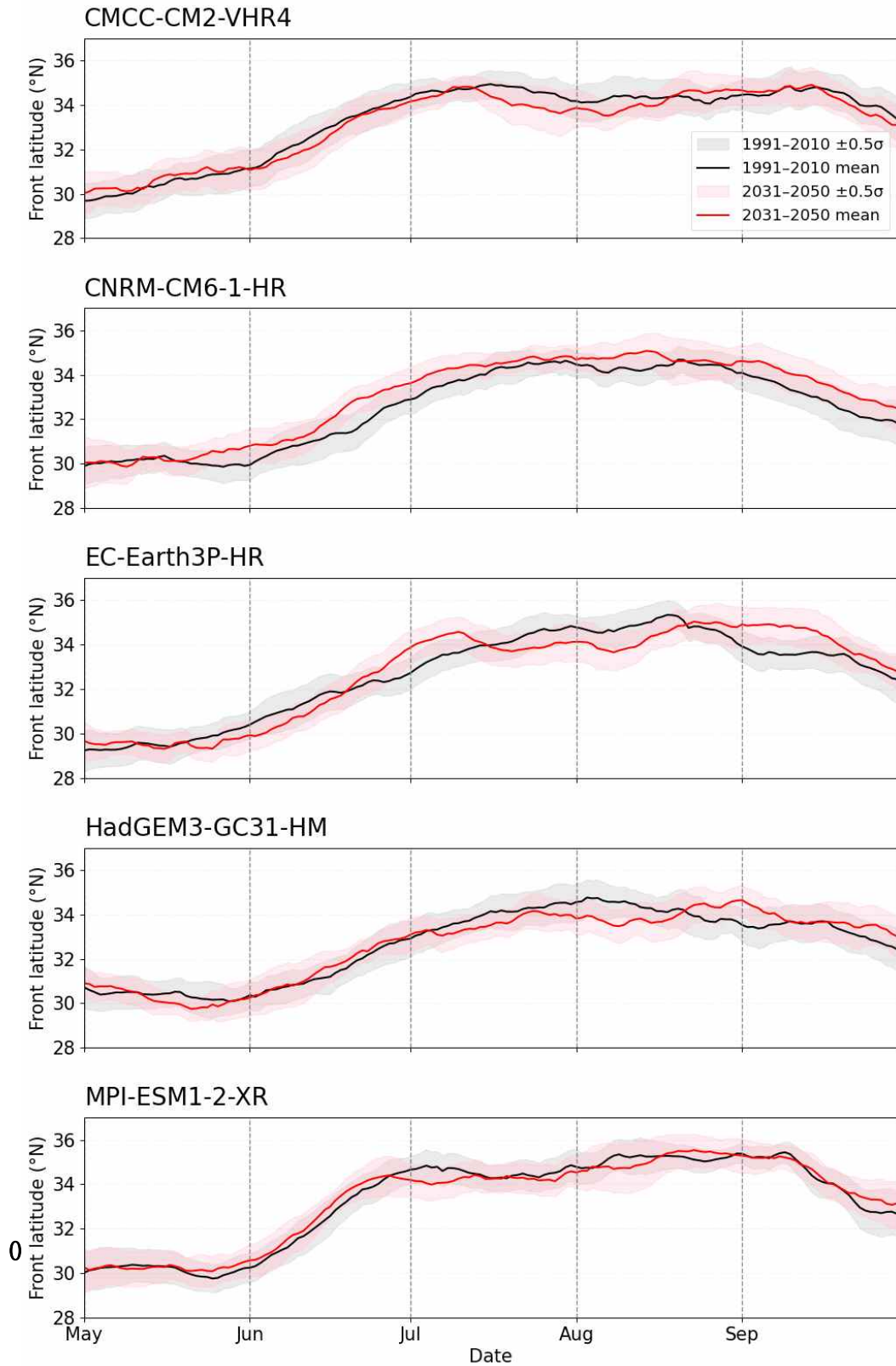


Figure 5.18. Evolution of the fronts from May to September based on highresSST-present (1991-2010; black) and highresSST-future (2031-2050; red) within 110-140E. The shading indicates the 0.5 sigma range.

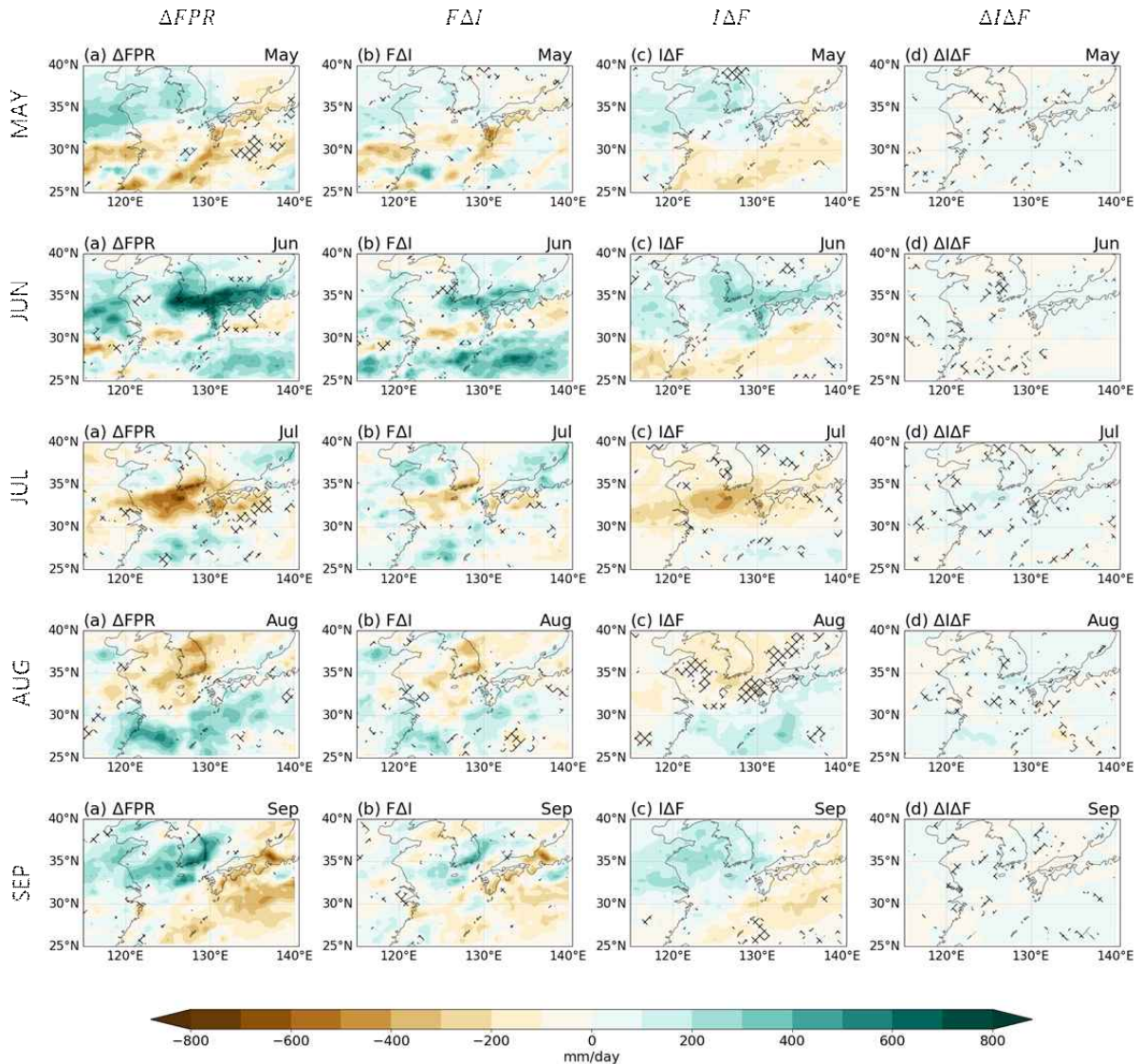


Figure 5.19. Spatial distributions of total frontal precipitation (first column), precipitation change due to intensity (second column), precipitation due to frequency (third column), and precipitation change driven by the covariability of intensity and frequency (fourth column) for May to September. Hatching indicates grid points where the five models do not share the same sign of change.

전선강우 강도가 10mm/day 이상인 전선호우를 대상으로 분석한 결과, 6월과 9월에는 우리나라 남부지방을 중심으로 전선호우 빈도 증가와 이에 따른 총 강수량 증가가 뚜렷하게 나타날 것으로 전망되었다 (Figure 5.20). 한편, 과거 기간의 재분석자료에서는 6월~9월 동안 형성된 여름전선의 우세한 북상 경향이 전선강수 강도 및 총강수량 증가를 유도한 것으로 해석됨에 따라, highResMIP 기반의 미래 시뮬레이션 결과와는 상이한 공간 특성을 보였다. 이는 전선의 특성 변화, 전선강수의 공간적 분포 차이, 혹은 전선 검출 알고리즘 적용시 발생하는 구조적 한계 등이 이러한 차이의 원인으로 고려될 수 있다. 따라서 미래 전선강수 변화의 해석을 위해서는 전선 구조의 재현성 향상, 그리고 전선 검출 알고리즘 적용 적합성에 대한 추가적인

검토가 필요하며, 이를 통해 관측-재분석-모델 간의 차이를 정량적으로 평가할 필요가 있다.

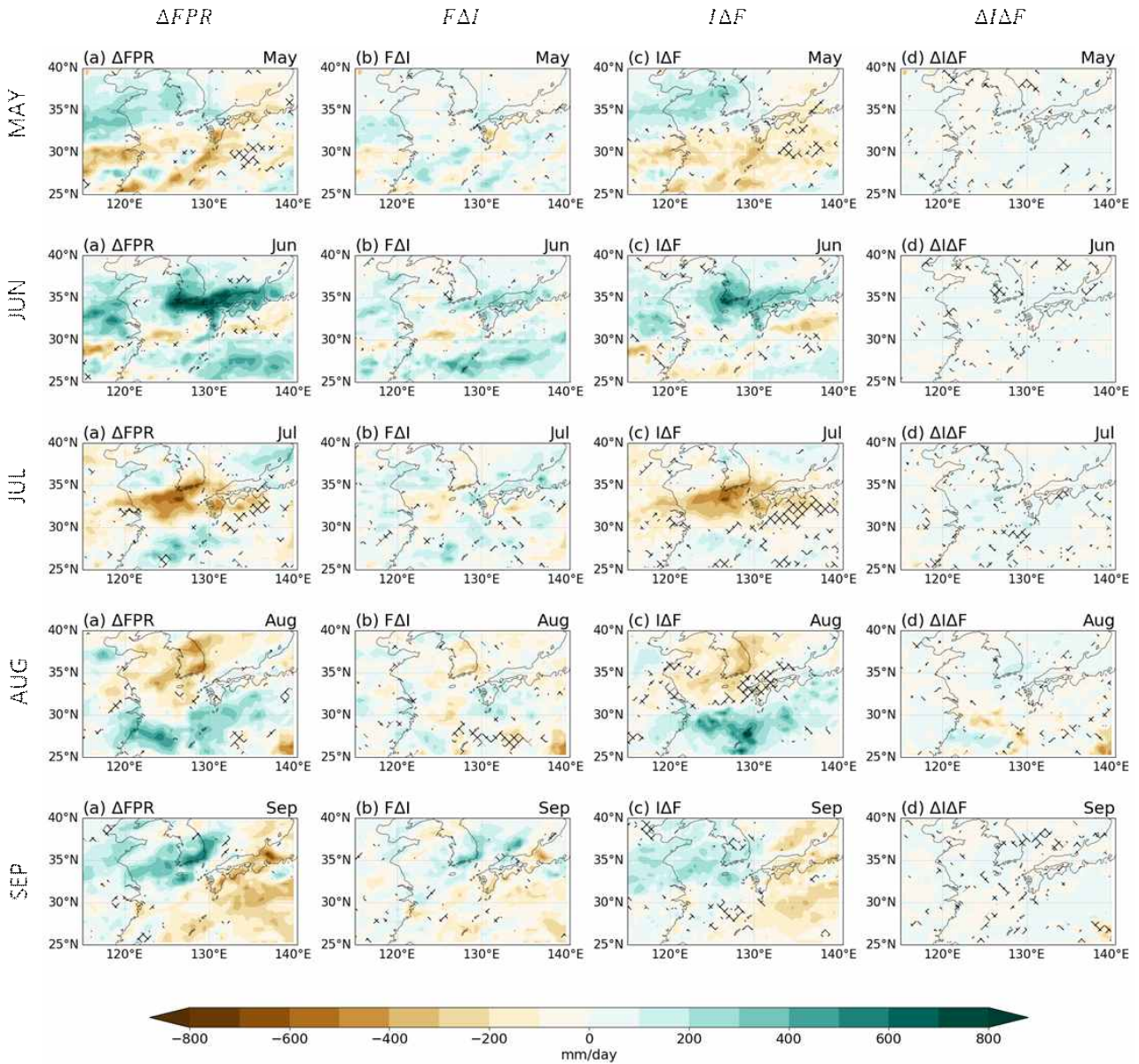


Figure 5.20. Same as Figure 5.19, except for total heavy frontal precipitation.

5.2.4. 전선 및 전선강수 변화 메커니즘

CMIP6 HighResMIP을 이용한 미래 시뮬레이션 결과, 6월과 9월에 동아시아 총 전선강수량이 증가하는 경향이 확인되었다. 이러한 변화는 북서태평양 고기압의 강화 및 북상으로 인해 저위도에서 유입되는 고온다습한 공기의 수송이 증가하고, 이에 따라 전선 인근의 수증기 수렴이 심화된 결과로 해석할 수 있다 (Figure 5.21). 또한, Clausius-Clapeyron 관계에 따른 대기 온난화에 의한 대기 중 포화수증기량의 증가는 전선의 열역학적 대비를 증폭시켜 응결 잠재력을 크게 높인다 (Moon and Ha, 2020). 이러한 메커니즘은 인위적 온실가스 강제력이 주요 요인으

로 제시된 바 있으며, 향후 이를 위한 구체적인 분석이 필요하다. 동아시아는 열대 및 아열대 기후 시스템의 경계에 위치하여, 열역학적 요인과 역학적 요인의 상호작용이 강수 변화를 결정하는 특성을 갖는다. 남중국해 해수면온도 상승으로 인한 대기 중 수증기가 증가하는 열역학적 강화와 북서태평양 고기압의 발달로 인한 남풍 강화로 인한 역학적 변화가 함께 작용하여 전선강수의 강도 증가를 야기하는 것으로 보인다. 이는 여름철 집중호우 발생 가능성을 높이는 중요한 시그널로 해석될 수 있으므로, 보다 정교한 분석이 필요하다. 향후 연구에서는 역학적·열역학적 요인들을 구분하여 전선 및 전선강수의 변화 미치는 영향을 살펴볼 예정이며, 전선 구조 자체의 미래 변형 양상 등을 포함한 다각적 접근을 통해 이러한 메커니즘을 정량적으로 규명할 예정이다.

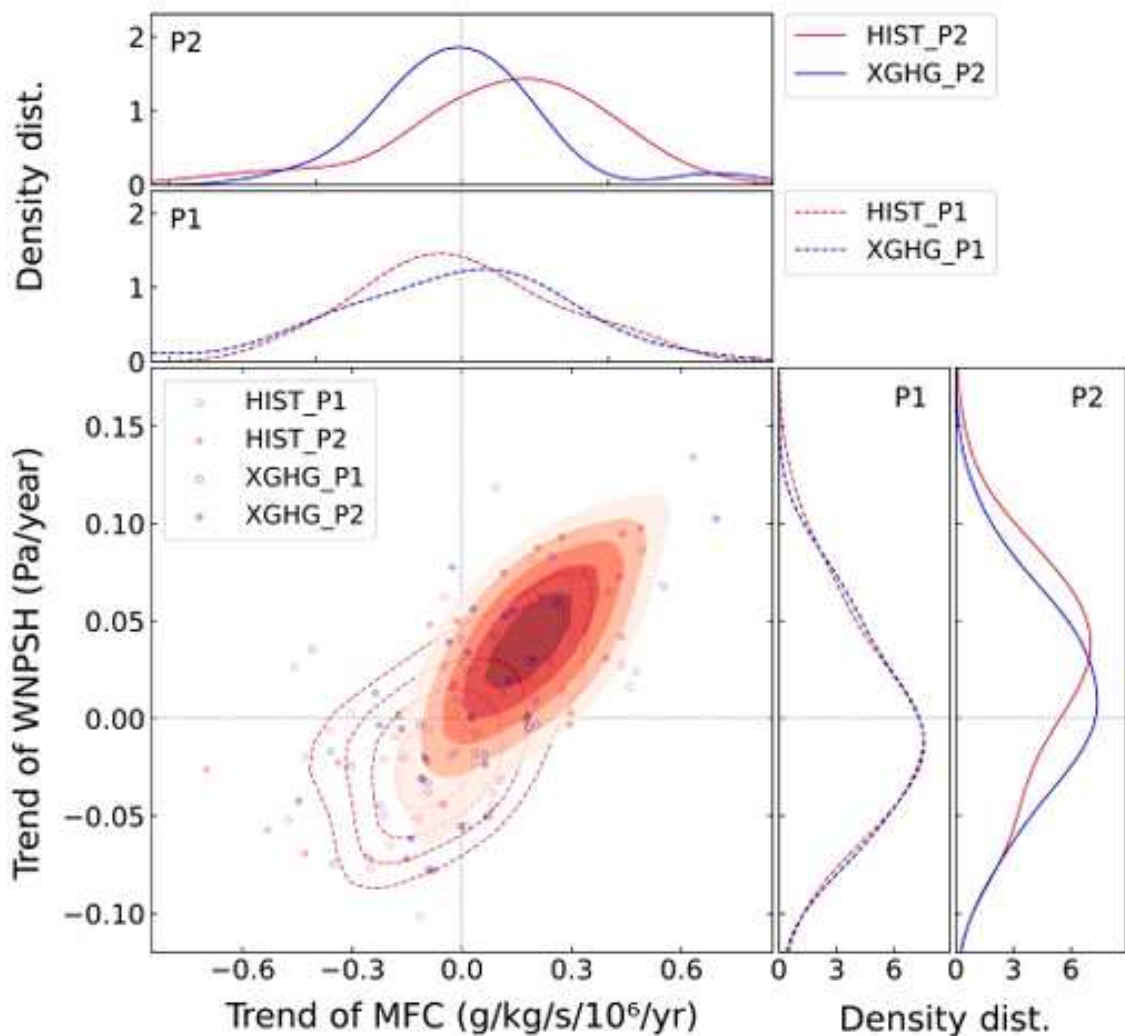


Figure 5.21. Changes in moisture flux convergence (MFC) and western North Pacific Subtropical High (WNPSH) based on with (HIST) and without (XGHG) greenhouse gas simulations. Trends and probability density distribution of MFC and WNPSH indices during the earlier (1958–1982, P1) and later (1991–2015, P2) periods based on HIST and XGHG simulations. (Adapted from Moon et al. (2023), Figure 4)

6. 요약 및 결론

아태지역을 포함한 동아시아는 연·십년(Annual-to-Decadal, A2D) 스케일의 변동성이 크고, 이 저주파 변동이 가뭄·폭염·집중호우·겨울 한파와 같은 이상기후 발생의 “배경 상태”를 결정한다. 그러나 현재 기후연구와 예측체계는 주로 수십 년 이상 기후변화 추세나 계절·연 단위 예측에 초점이 맞추어져 있어, 1-10년 수준에서의 이상기후 위험과 예측가능성은 충분히 조명되지 못했다. ENSO, PDO/IPO, NAO 등 주요 해양-대기 모드는 수년에서 십여 년에 걸쳐 서서히 진동하면서 특정 위상 조합에서 극한사상이 집중되는 레짐(regime)을 형성하고, 이는 수자원·농업·에너지·국가 기반시설 투자와 같은 중장기 의사결정에 직접적인 영향을 준다. 따라서 A2D 스케일에서 이상기후의 발생 메커니즘과 예측가능성을 규명하고, 예측모델(DCPP 등)의 성능을 개선해 실질적인 기후서비스로 연결하는 연구는 기후위기 시대에 필수적인 과제로 부상하고 있다.

본 연구는 이러한 필요성에 답하기 위해 관측·재분석과 CMIP6 DCPD 다중모델을 이용해 아태지역 A2D 이상기후를 진단-평가-예측의 연속된 틀 안에서 체계적으로 다루었다. 먼저 관측자료를 통해 동아시아 이상기후(봄 가뭄, 여름 폭염, 겨울 급격한 기온 변동 등)의 발생 빈도와 공간 패턴, 그리고 ENSO·PDO/IPO 등 주요 기후인자와의 teleconnection을 얼마나 잘 재현하는지 평가하고, 모형별·리드타임별 강점과 한계를 정리하였다. 이어 레짐(ENSO±/PDO± 등)에 따라 관측과 모형의 이상기후 반응이 어떻게 달라지는지를 비교함으로써, 단일 선형 상관식으로는 설명되지 않는 레짐-의존 및 비선형 상호작용 구조를 규명하였다. 이러한 구조를 반영한 편의보정 및 예측기법(레짐-의존 회귀, 상호작용항 도입, 저주파 필터링 등)을 적용해 A2D 예측 성능을 정량적으로 비교하였고, 일부 레짐과 변수에서 통계적으로 유의한 skill 향상이 가능함을 보였다. 마지막으로 이 모든 결과를 통합하여, 아태지역 A2D 이상기후 전망은 (1) 배경 기후모드의 위상과 조합을 명시적으로 고려하는 레짐-기반(storyline-based) 접근, (2) 관측·재분석을 기준으로 한 DCPD 모형 재현성 평가와 편의보정, (3) 예측값과 함께 물리적 설명과 불확실성을 제공하는 기후서비스 설계가 병행될 때 가장 효과적이라는 결론에 도달하였다. 이는 향후 A2D 연구와 실무 기후서비스가 단순 수치예측을 넘어, 과학적으로 정당화된 레짐-의존 전망과 의사결정 지원 도구로 진화해야 함을 시사한다.

A2D 규모의 가뭄에 대해 5개 DCPD 모델의 과거 예측 자료와 CRU 관측 자료를 사용하여, 6개월 표준강수지수로 정의되는 동아시아 봄철 가뭄의 수년에서 수십년 규모 예측성을 평가하였다. 예측 성능평가는 단일 연도에서부터 2~4년, 2~6년, 2~10년의 다년 평균 선행기간에 대해서 결정론적 검증과 확률론적 검증이 수행되었다. 분석 결과, 대부분의 모델이 양의 강수 편의를 보였으며, 예측 성능은 단일 연도 예측보다 다년도 평균 예측이 향상되었다. DCPD 모델은 특정 연도의 가뭄 발생을 예측하는 것보다 10년 단위의 장기 평균 상태를 예측하는 데 더 강점이 있음을 나타낸다. 각 모델의 가뭄 예측 검증 결과, 모델별 예측 성능의 뚜렷한 차이를 보였다. MIROC6는 결정론적 검증에서 가장 우수한 성능을 보인 반면, CanESM5는 확률론적 검증에서 가장 우수한 성능을 보였다. 이러한 예측성능의 특징은 모델의 서로 다른 오차 특성에서 기인한다. CanESM5는 예측 확률의 신뢰도는 높으나 해상도가 낮았으며, MIROC6는 가뭄 확률 예측의 신뢰도는 낮았으나, 가뭄발생과 비가뭄발생의 발생 시점을 맞추는 능력이 우수하여

HSS와 판별력인 ROCS가 높았다. HSS는 모델의 평균 편이나 변동성 오차와는 무관하며 상관관계 오차와 연관되기 때문이다. 이를 보정하기 위해서는 MIROC6와 같이 HSS가 높은 모델과 CanESM5와 같이 BSS가 높은 모델은 예측특성이 다르므로, 그 방법도 다르게 적용되어야 한다. HSS나 ROCS가 높고, 신뢰도가 낮은 경우에는 신뢰도를 향상시키기 위해 확률 재보정과 같은 방법이 적용될 수 있으며, 신뢰도가 높고 HSS나 ROCS가 낮은 경우에는 분위 사상법이나 통계적 다운스케일링을 적용하여 낮은 판별력을 향상시킬 수 있다. 즉, 본 연구 결과는 DCPD 가뭄 예측 정보의 정확도를 향상시키기 위해 모든 모델에 동일한 편 보정 방법을 적용하는 기존의 접근 방식 보다는 개별 모델의 예측 특성을 고려한 맞춤형 보정 방법이 필요하다는 것을 시사한다.

동아시아 여름철 이상고온 관련 기후인자 선정을 위해서 두 가지 내용으로 연구가 수행되었다. 하나는 역학과정 분석을 통해서 역학과정 요소들, 원격상관 분포를 얻게 되며 두 번째는 A2D 규모에서 상관관계 평가, 기후인자와의 관계에 대한 위상/시기별 민감도 분석 및 선정된 기후인자 기반 다중 회귀 모델 구축과 예측성평가를 통해서 관측에서 얻어진 기후인자 활용성 평가가 수행되었다. 올해는 이 두 가지 연구 수행을 통해서 A2D 규모에서 동아시아 이상 고온 예측을 위한 기후지수 활용 기반을 마련하게 되었다. 먼저 역학과정 분석에서 동아시아 지역 여름철 TX90p의 시간/공간 변동성을 모두 설명할 수 있는 주성분 분석을 수행하였고, 각 모드 관련 시계열과 여러 대기/해양 변수와 상관관계 분석을 통해서 역학적으로 설명가능한 기후인자를 정의하였다. 먼저 첫번째 모드에 대하여 동아시아 TX90p 증가는 북서태평양 SST 증가와 관련이 있으며, 이는 한반도 주변 고기압성 편차 발달을 유도하게 된다. 두번째 모드는 북대서양 삼극자 SST 변동과 관련이 있고, 이는 NAO-like 파동전파를 유도 동아시아 주변 남북 방향의 쌍극자 구조의 기압장 발달에 영향을 미친다. 이와 같이 역학 분석을 통해서 스토리 라인 전망 정보 기반이 되는 기후인자들과 역학과정 요소들을 얻게 되었다. 아울러 각 모드와 관련된 원격상관 분포는 2차년도 모델 선별에서도 활용될 수 있을 것으로 생각된다. 선정된 기후인자들이 A2D 시간 규모에서 여름철 TX90p와 관계가 유지되는지 알아보기 위해서 1년, 5년과 10년 규모에서 상관관계 분석을 수행하였고, 유의한 상관관계가 유지됨을 확인하였다. 그리고, 비선형 상황 즉 지수 위상별 조합이 TX90p 변동에 영향이 상이함을 확인하였고, 특히 IPO같은 장주기 변동모드의 위상에 따라 관계가 달라짐을 확인하였다. 이와 같은 차이는 본 과제 3차년도에 수행되는 스토리라인 전망 정보 생산에서 시나리오 구성요소로 사용할 수 있을 것으로 보인다. 마지막으로 본 연구에서 선정된 기후지수 들의 동아시아 TX90p 예측 활용성을 확인하기 위해서 다중 회귀 모델을 구축하였으며, A2D 규모에서 예측성을 검증하였다. 이 같은 예측성 검증은 역학-통계 hybrid 예측에서 선정된 두 개의 인자가 활용될 수 있음을 시사한다.

ETCCDI와 기상청에서 제시하는 극한 기후 지수 중 폭염 특성을 대표하는 6개 지수(여름 일수, 열대야일수, 온난일, 온난야, 일최고기온연최대, 일최저기온연최대)를 선정해 DCPD 예측 시스템 5종의 동아시아 여름철 폭염 특성과 예측 성능을 분석하였다. 공간적 편향 분석 결과 여름일수와 온난일은 대체로 동아시아에서 양의 편향을 보이며 특히 온난일 및 온난야는 온난화 민감도가 높아 예측 선행 시간 증가에 따라 편향이 강화된다. 강도 지수(일최고·저기온연최대)는 모델별로 양·음 편향이 혼재하는 공간 대비가 뚜렷하다. 추세 분석에서는 대부분의 지수에서 모델의 상승 추세가 관측 대비 과대하게 나타나며 특히 2000년대 이후 온난일 및 온난야의 급격한 증가가 나타난다. 이는 모델들의 온난화 경향 과대 모의 및 초기화 이후 모델

표류의 영향으로 해석된다. 빈도 지수 중 온난일 및 온난야가 높은 예측성을 보이며 강도 지수에서는 일최저기온연최대가 일최고기온연최대보다 상대적으로 높은 예측성을 보인다. 모델별로는 CanESM5의 경우 일최저기온에서 유도된 지수 3종 및 온난일의 추세가 가장 크다. MPI-EMS1-2-HR은 일최저기온연최대를 제외한 5종의 지수에 대해 가장 높은 상관관계 및 낮은 오차를 보인다. 이러한 폭염 지수에 대한 모델별 시공간적 편향 및 추세 특성은 향후 모델의 통계적 보정에 활용될 수 있을 것이다.

동아시아 겨울철 일 단위 기온 급상승과 급하강을 정의하고, 그 장·단기 변동성과 이를 유도하는 전지구 해양-대기 패턴 및 대규모 기후 모드와의 관계를 종합적으로 분석하였다. 기온 급상승과 급하강은 모두 북극-중위도 기온 대비 패턴, 열대 태평양과 인도양의 양의 SST 편차, 북대서양 삼극자 SST 구조, NAO, AO와 유사한 파동 패턴 등 공통적인 전지구적 특성을 보이지만, 기온 급하강은 고위도 대기 인자의 영향이 더 뚜렷하게 나타났다. 특히 NAO는 기온 급변동 발생 약 2주 전부터 지속적으로 진행하며 동아시아와 시베리아 지역의 온도 구조를 형성하는 느린 배경장 역할을 하는 반면, 실제 일 단위 기온 급변동은 AO의 위상 전환에 의해 직접적으로 발생하는 것으로 확인되었다. 최근 수십 년 동안 NAO와 AO는 동아시아 기온 급변동과 음의 상관성이 다시 강화되었으며, NAO는 장·단기 변동 모두에서 예측성이 높아 기온 급상승과 급하강 빈도 예측에 유용한 지표로 활용될 수 있다. 또한 NAO 예측 성능이 우수한 모델을 선별하여 근미래 예측 시스템을 구성할 경우, 동아시아 겨울철 기온 급변동 전망의 신뢰도를 향상시키고, 한파나 이상고온 등 위험 기후 발생 가능성에 대한 선제적 대응 능력을 높이는데 기여할 수 있음을 시사한다.

근미래 여름철 강수 전망을 위해서는 각 강수 시스템에 대한 충분한 이해가 선행되어야 한다. 특히, 동아시아 여름철 총강수량의 50% 이상을 설명하는 핵심 기상시스템인 전선에 대하여 전선 시공간적 변화와 그 영향을 분석하였다. 최근 46년(1979-2024) 동안의 ERA5 재분석자료와 ASOS 관측자료를 이용하여 동아시아 여름철 전선 특성 변화를 분석한 결과, 전선의 북진 경향을 발견하였다. 최근 20년(2005-2024) 동안 동아시아 여름 전선의 평균 위도가 과거 20년(1979-1998)에 비하여 약 1.26° N 북진하였으며, 7월($+0.64^{\circ}$ N), 8월($+1.38^{\circ}$ N), 9월($+0.62^{\circ}$ N)에 뚜렷한 북진 경향을 보였다. 동아시아 여름철 전선의 북진은 우리나라 중부지방과 중국 산둥반도에서 전선강수 강화에 영향을 미치는 한편, 양쯔강 남쪽 지역으로는 전선강수의 감소를 유발하였다. 9월 강수의 대부분(68%)을 설명하는 전선이 과거보다 북진하여 위치함으로써 전선강수 피해에 대한 대비가 필요하므로 의미한다. 또한, 전선 북진은 동아시아 전반의 기온 증가에 영향을 미침에 따라 폭염 일수를 증가시킴을 보였다. 전선의 북진이 동아시아 여름 기상 전반에 호우와 열파 피해를 증폭시킴을 보였으며 향후 온난화 시나리오에서 그 영향성을 전망하여 재해에 대비할 필요가 있다. 전선 북진의 주요 메커니즘으로는 북서태평양 고기압의 북쪽 확장 및 강화를 들었다. 여름철 북서태평양 고기압이 과거보다 북쪽으로 확장하고 강화함에 따라 온난 공기가 북쪽까지 충분히 확장됨에 따라 전선이 북쪽으로 이동한 것으로 판단된다. 또한, CMIP6 HighResMIP 자료를 이용하여 미래 변화를 분석한 결과, 전선의 이동 경향은 모델 특성 및 탐지의 한계로 인해 명확하게 파악하기 어려웠으나, 전선강수량의 증가 경향성은 확인하였다. 나아가, 이러한 변화들이 자연변동성에 의한 것인지 인위적 강제력에 의한 변화인지 확인하기 위해 향후 원인 규명을 통하여 미래 기후 적응 전략 수립에 중요한 과학적 근거를 제공할 것으로 기대된다.

사사

본 연구는 APCC의 지원을 통해 수행 되었습니다.

References

- Bellenger, H., and Coauthors, 2021: The CMIP6 DCPD experiments: Motivation, design, and overview. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 102, E189–E208.
- Boer, G., and coauthors, 2016: The Decadal Climate Prediction project contribution to CMIP6. *Geosci. Model. Dev.*, 9, 3751–3777.
- Catto, J.L., C. Jakob, G. Berry, and N. Nicholls, 2012: Relating global precipitation to atmospheric fronts. *Geophysical Research Letters*, 39, L10805, <https://doi.org/10.1029/2012GL051736>
- Chen, H., and J. Sun, 2015: Changes in drought characteristics over China using the standardized precipitation evapotranspiration index. *J. Climate*, 28, 5430–5447, <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00707.1>.
- Chen, T.C., S.Y. Wang, W.R. Huang, and M.C. Yen, 2004: Variation of the East Asian summer monsoon rainfall. *Journal of Climate*, 17, 744–762.
- Delgado-Torres, C., and Coauthors, 2023: Multi-annual predictions of the frequency and intensity of daily temperature and precipitation extremes. *Environ. Res. Lett.*, 18, 034031, <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acbbel>.
- Dong, B., Dai, A., & Song, M., 2018: Asymmetric modulation of ENSO teleconnections by the Interdecadal Pacific Oscillation. *Journal of Climate*, 31, 8221–8246.
- Dunstone, N., and coauthors, 2022: Towards useful decadal climate services. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 103, E1705–E1719.
- Gao M., R.J. Ge, Y.Q. Wang: Spring meteorological drought over East Asia and its associations with large-scale climate variations, *Water*, 16(11), 1508; <https://doi.org/10.3390/w16111508>.
- Ge, J., Li, G., Xie, S.-P., & Zheng, J. 2024: Pacific Decadal Oscillation modulation on the relationship between ENSO and East Asian winter surface air temperature. *Atmosphere*, 15, 228.
- Grinsted, A., Moore, J. C., & Jevrejeva, S. 2004: Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 11, 561–566.
- Ha, K.-J., J.-H. Yeo, Y.-W. Seo, E.-S. Chung, J.-Y. Moon, X. Feng, Y.-W. Lee, and C.-H. Ho, 2020: What caused the extraordinarily hot 2018 summer in Korea? *Journal of*

Meteorological Society of Japan, 98, 153–167, <https://doi.org/10.2151/jmsj.2020-009>

- Hau, N.X., M. Sano, T. Nakatsuka, S.-H. Chen, I.-C. Chen, 2023: The modulation of Pacific Decadal Oscillation on ENSO–East Asian summer monsoon relationship over the past half-millennium, *Science of The Total Environment*, 857.
- He, S., J. Feng, and J. Wang, 2020: Subtropical high variability and East Asian heatwaves. *Climate Dyn.*, 55, 1347–1362.
- Henley, B. J., Gergis, J., Karoly, D. J., et al. 2015: A tripole index for the Interdecadal Pacific Oscillation. *Climate Dynamics*, 45, 3077–3090.
- Hersbach, H., and coauthors, 2020: The ERA5 global reanalysis. *QJR Meteorol Soc.*, 146, 1999–2049.
- Hersbach, H., B. Bell, P. Berrisford, S. Hirahara, A. Horanyi, J. Muñoz-Sabater et al., 2020: The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146, 1999–2049, <https://doi.org/10.1002/qj.3803>
- Harris, I., and Coauthors, 2020: Version 4 of the CRU TS monthly high-resolution gridded multivariate climate dataset. *Sci. Data*, 7, 109.
- IPCC, 2021: *Climate Change 2021: The Physical Science Basis*. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Masson-Delmotte, V., P. Zhai, A. Pirani, S.L. Connors, C. Pean, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M.I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J.B.R. Matthews, T.K. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekci, R. Yu, and B. Zhou (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, 2391 pp.
- Jiang, Z., and Coauthors, 2016: Evaluation of the East Asian summer monsoon precipitation in CMIP5 models: Climatology and future changes. *J.Climate*, 29, 2661–2676.
- Keune, J., F. Di Giuseppe, C. Barnard, and Coauthors, 2025: ERA5-Drought: Global drought indices based on ECMWF reanalysis. *Sci. Data*, 12, 616.
- Kim, Y.-H., and S.-K. Min, 2025: Future changes in regional inter-monthly precipitation patterns of the East Asian summer monsoon and associated uncertainty factors. *Earth System Dynamics*, 16, 1135–1151, <https://doi.org/10.5194/esd-16-1135-2025>
- Li, Y., N.-C. Lau, C.-Y. Tam, H.-N. Cheung, Y. Deng, and H. Zhang, 2021: Projected changes in the characteristics of the East Asian summer monsoonal front and their impacts on the regional precipitation. *Climate Dynamics*, 56, 4013–4026, <https://doi.org/10.1007/s00382-021-05687-y>
- Li, X., S. Yang, and W. Li, 2018: Indian Ocean warming and its impact on East Asian summer

- climate. *J. Climate*, 31, 8503–8520.
- Meehl, G. A., and Coauthors, 2014: Decadal climate prediction: An update from the trenches. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 95, 243–267.
- Meehl, G. A., and Coauthors, 2021: Context for interpreting climate change projections. In *Climate Change 2021: The Physical Science Basis*, V. Masson-Delmotte et al., Eds., Cambridge University Press.
- Müller, W. A., and Coauthors, 2020: A high-resolution version of the Max Planck Institute Earth System Model (MPI-ESM1.2-HR). *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 12, e2019MS001961.
- Min, S.-K., X. Zhang, F.W. Zwiers, and G.C. Hegerl, 2011: Human contribution to more-intense precipitation extremes. *Nature*, 470, 378–381, <https://doi.org/10.1038/nature09763>
- Moon, S., and K.-J. Ha, 2020: Future changes in monsoon duration and precipitation using CMIP6. *npj Climate and Atmospheric Science*, 3, 45, <https://doi.org/10.1038/s41612-020-00151-w>
- Moon, S., N. Utsumi, J.-H. Jeong, J.-H. Yoon, S.-Y. Wang, H. Shiogama, and H. Kim, 2023: Anthropogenic warming induced intensification of summer monsoon frontal precipitation over East Asia. *Science Advances*, 47, eadh4195, <https://doi.org/10.1126/sciadv.adh4195>
- Newman, M., Alexander, M. A., Ault, T. R., et al. 2016: The Pacific Decadal Oscillation, revisited. *Journal of Climate*, 29(12), 4399–4427.
- Nicoli D, A. Bellucci A, P. Ruggieri, and Coauthors, 2023: The Euro-Mediterranean Center on Climate Change (CMCC) decadal prediction system. *Geosci Model Dev.*, 16, 179–197. <https://doi.org/10.5194/gmd-16-179-2023>
- Oh, H., and K.-J. Ha, 2018: Disentangling impacts of dynamic and thermodynamic components on late summer rainfall anomalies in East Asia. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 123, 8623–8633, <https://doi.org/10.1029/2018JD028652>
- Papalexiou, S.M., and Coauthors, 2021: Probabilistic Evaluation of Drought in CMIP6 Simulations. *Earth's Future*, 9, e2021EF002150.
- Smith, D. M., A. A. Scaife, and B. P. Kirtman, 2012: What is the current state of scientific knowledge with regard to seasonal and decadal forecasting? *Environ. Res. Lett.*, 7, 015602.
- Smith, D. M., and Coauthors, 2019: North Atlantic climate variability: Phenomena, impacts and mechanisms. *Int. J. Climatol.*, 40, 5649–5683.
- Smith, D. M., and coauthors, 2019: Robust skill of decadal climate predictions. *npj Clim.*

Atmos. Sci., 2, 13.

- Smith, D. M., and coauthors, 2020: North Atlantic climate far more predictable than models imply. *Nature*, 583, 796–800.
- Souza, I. P., et al., 2023: Interdecadal Pacific Oscillation modulation of ENSO teleconnections in its decaying stages. *International Journal of Climatology*, 43, 4133–4153.
- Sui, C.-H., X. Li, and H. Wang, 2007: Indian Ocean influence on western North Pacific climate. *J. Meteor. Soc. Japan*, 85, 1–14.
- Sun, Y., Y. Zhang, and T. Zhou, 2019: Observed changes in temperature extremes in East Asia. *Int. J. Climatol.*, 39, 581–598.
- Swart, N. C., and Coauthors, 2019: The Canadian Earth System Model version 5 (CanESM5). *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 11, 4513–4567.
- Takaya, K., & Nakamura, H., 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, 608–627.
- Tatebe, H., and Coauthors, 2019: Description and basic evaluation of simulated mean state, internal variability, and climate sensitivity in MIROC6. *Geosci. Model Dev.*, 12, 2723–2765.
- Topprence, C., and Compo, G. P. 1998: A practical guide to wavelet analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79(1), 61–78.
- Utsumi, N., H. Kim, S. Seto, S. Kanae, and T. Oki, 2014: Climatological characteristics of fronts in the western North Pacific based on surface weather charts. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 119, 9400–9418, <https://doi.org/10.1002/2014JD021734>
- Utsumi, N., H. Kim, S. Kanae, and T. Oki, 2016: Relative contributions of weather systems to mean and extreme global precipitation. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 122, 152–167, <https://doi.org/10.1002/2016JD025222>
- Vera, C. and coauthors, 2010: Needs assessment for climate information on decadal timescales and longer. *Procedia Environmental Sciences*, 1, 275–286.
- von Storch, H., & Zwiers, F. W., 1999: *Statistical Analysis in Climate Research*. Cambridge University Press.
- Wang, L, Chen, W., Huang R., 2008: Interdecadal modulation of PDO on the impact of ENSO on the east ASian winter monsoon. *Geophysical Research Letters*, 35,20
- Wang, T., H.J. Wang, O.H. Ottera, Y.Q. Gao, L.L. Suo, T. Furevik, and L. Yu, 2013:

Anthropogenic agent implicated as a prime driver of shift in precipitation in eastern China in the late 1970s. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 13, 12433–12450, <https://doi.org/10.5194/acp-13-12433-2013>

Wang, B., J. Y. Lee, I. S. Kang, and Coauthors, 2009: Advance and prospect of seasonal prediction: Ensemble climate prediction. *Climate Dyn.*, 33, 115–135.

Wang, H., Y. Chen, Y., Y. Pan, and W. Li, 2015: Spatial and temporal variability of drought in the arid region of China and its relationships to teleconnection indices. *J. Hydrol.*, 523, 283–296, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.01.055>.

Wilhite, D. A., and M. H. Glantz, 1985: Understanding the drought phenomenon: The role of definitions. *Water Int.*, 10, 111–120.

Wilks, D. S., 2011: *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences* (3rd ed.). Academic Press.

Williams, K. D., and Coauthors, 2018: The Met Office Global Coupled Model 3.0 (GC3.0) and Global Climate 3.0 (GC3.0): New configurations for CMIP6. *J. Adv. Model. Earth Syst.*, 10, 357–380.

World Meteorological Organization, 2012: *Standardized Precipitation Index User Guide*. WMO-No.1090, World Meteorological Organization, 20 pp.

Wu, R., B. Zhou, and C. Li, 2012: ENSO teleconnection to the western North Pacific and East Asian summer climate. *J. Climate*, 25, 2105–2121.

Xie, S.-P., and Coauthors, 2016: Pacific connections to global warming and heat extremes. *Nat. Geosci.*, 9, 606–610.