

## APCC MME 동아시아 기온 계절예측 온난화 보정

김유진\* · 임창묵 · 송봉근 · 유진호

아시아·태평양경제협력체 기후센터

(접수일: 2024년 10월 18일, 수정일: 2024년 12월 18일, 게재확정일: 2024년 12월 19일)

### Long-term Trend Correction of Seasonal Forecast of East Asian Air Temperature in APCC MME

Yoojin Kim\*, Chang-Mook Lim, Bong-Geun Song, and Jin Ho Yoo

APEC Climate Center, Busan, Korea

(Manuscript received 18 October 2024; revised 18 December 2024; accepted 19 December 2024)

**Abstract** Recent global warming is apparent in observations and seasonal forecasts as well. In the East Asian region, however, the observed warming signal is not as strong as that of the globe in the recent decade, although climate forecast models tend to predict above-normal temperatures, similar to those of the global mean temperature. The marked discrepancies between seasonal forecasts and observations of 2-m temperature (T2m) in East Asia during 2013–2022 are corrected using a linear trend scaling method in this study. Trends of individual models are scaled with consideration of the observations, and T2m forecasts are corrected. Then, multi-model ensemble (MME) forecasts are generated from the temperature outputs of the corrected individual models. As a result, monthly long-term averaged corrected air temperature forecasts better reflect real-world conditions. Furthermore, monthly long-term averaged verification skill scores show significant improvement and greater stability compared to the original forecasts. The temperature correction method presented in this study accounts for the real-time operation of seasonal forecasts by carefully selecting the training and testing periods; therefore, it is applicable to the production of real-time seasonal forecasts.

**Key words:** Seasonal-forecast, Long-term trend, Global warming, MME, East Asia

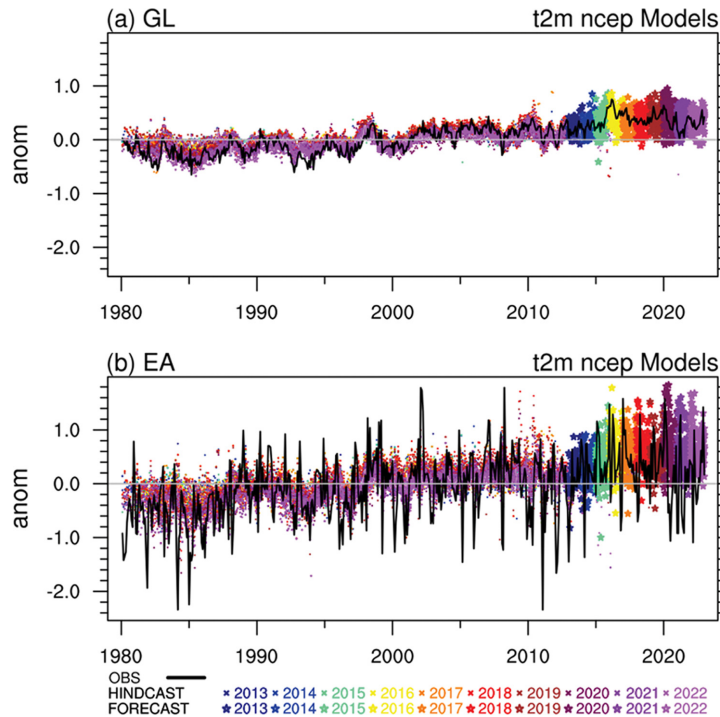
### 1. 서 론

최근 지구 온난화로 인해 전세계 많은 지역에서 과거에 비해 장기적으로 우상향하는 기온을 기록하고 있으며 2023년은 특히 전구 평균 지표 온도가 가장 높은 해로 기록되었다(Dunn et al., 2024). 현업기관에서 생산하는 기온의 계절예측자료에서도 지구 온난화는 커다란 화두인데, 계절, 지역에 따라 다르긴 하지만 최근 10년동안 지구기후모델의 계절예측은 장기적인 온난화 경향을 반영하여 평년보다 온난한 예측값

을 보여주고 있다. 북아메리카 다중모델앙상블(North American Multi-Model Ensemble, NMME)의 계절예측은 대체로 관측보다는 약하긴 하지만 장기적으로 우상향하는 경향을 보여주고(Krakauer, 2019), 적도 해수면온도는 관측에 비해서도 온난화가 과도하게 예측되는 경향이 있다(L'Heureux et al., 2022). APCC (APEC Climate Center, 아시아·태평양경제협력체 기후센터)는 다중모델앙상블(Multi Model Ensemble; MME)을 이용하여 2013년부터 매월 실시간으로 기온(air temperature at 2 meter; T2m)의 3/6개월 선형 계절예측을 생산하고 있는데 이 자료에서도 지구 온난화의 영향은 여실히 나타나고 있다(Fig. 1a).

한편, 온난화가 진행되고 있는 지구의 기온 예측 모델의 예측력(forecast skill)은 이러한 현실에 영향을

\*Corresponding Author: Yoojin Kim, APEC Climate Center, 12 Centum 7-ro, Haeundae-gu, Busan 48058, Korea.  
Phone: +82-51-745-3938, Fax: +82-51-745-3999  
E-mail: yoojin.kim@apcc21.org



**Fig. 1.** Time series of T2m anomalies from observations (black) and model forecasts with a one-month lead time from individual models (colored) since 1980. T2m anomalies are spatially averaged over (a) the globe and (b) East Asia. Anomalies are calculated relative to the climatology period (1991~2010) for observations and hindcast periods for MME (e.g., 1991~2010 for February 2022 forecasts). Forecasts during the hindcast period are marked with small 'x's, while real-time forecasts since 2013 are represented with large stars. Different colors indicate the issuance year.

받을 수 있다. 예측력을 산출하는 방식과, 훈련기간 (training period), 시험기간(test period)을 산정하는 방식에 따라 예측력은 영향을 받는다(Risbey et al., 2021). 따라서, 실제 현실에서의 온난화 경향과 모델에서 나타나는 모델 오차로 인해 계절예측 모델의 예측력이 영향을 받을 수 있음을 이해하고 기온의 예측을 적용하는 데 주의가 필요하다. 또한 이처럼 기온이 우상향하는 현실에서는 훈련기간과 시험기간 기후값 설정을 어떻게 하느냐에 따라서 예측력 결과에 영향을 미칠 수 있기에 예측력 비교에서 이를 고려해야 한다(Risbey et al., 2021).

전지구적으로는 기온이 우상향하는 추세이지만 지역적으로는 온도의 변동성이 커지며 한파, 가뭄, 홍수 등 여러 극한기후를 기록하기도 하는데, 동아시아 지역은 대기대순환이나 북극 온난화의 영향으로 겨울 한파를 경험하기도 하고(Kim et al., 2014; Kug et al., 2015), 서태평양 아열대 고기압의 북쪽으로는 팽창으로 인한 동북아시아 고기압성 흐름의 강화로 여름 열파를 기록하기도 하는 등 온도의 변동성은 더 커지고 있어(Ren et al., 2020) 최근에는 이전처럼 온난화 추

세가 꾸준하지는 않다. 하지만 최근 2010년대 이후 전 지구모델의 계절예측자료를 살펴보면 동아시아에서는 일관적으로 평년 이상의 따뜻한 기온을 예측하는 경향이 있어(Fig. 1b) 지역적인 보정의 필요성이 있다.

본 연구에서는 APCC MME를 기반으로 동아시아 지역의 기온 계절예측 온난화를 보정하여 장기경향성을 현실화하고자 한다. 기존에 지역기후 모델이나 기후변화 전망모델의 편차 보정(bias correction)을 위해 여러 기법이 사용되었는데(Teutschbein and Seibert, 2012) 이 중 두 가지를 계절예측에 적용하였다. 첫 번째로 선형 혹은 비선형 스케일링(scaling)을 응용한 선형추세 조정 기법은 간단하고 직관적인 방법으로, 기후변화 선형추세 분석을 기반으로 한다. 그리고 두 번째로 경험적 분위사상기법(empirical quantile mapping)을 이용한 보정은 경험적 누적분포함수(Empirical Cumulative Distribution Function; ECDF)를 사용하는 비모수 방법으로, 평균이나 표준편차 보정, 강수일수나 극한 강수 보정에 장점이 있는 기법인데(Chen et al., 2013; Song et al., 2021) 본 연구에서 계절예측에 적용하였다.

현업 계절예측에서는 매월 과거재현예측(hindcast)과 실시간 예측(real-time forecast)을 생산한다. 이 때 과거재현예측은 기후기간(climatology)으로서 기능을 하여, 단정예측(deterministic forecast)은 이 분포에서 평균을 얻고 평균으로부터의 편차, 아노말리(anomaly)를 예측한다. 확률예측(probabilistic forecast) 또한 과거재현예측에서 분포에 대한 정보를 얻어 이를 기반으로 실시간 예측 기간 3분위 확률을 예측한다(Min et al., 2009). 본 연구에서는 과거 재현기간을 훈련기간으로, 실시간 예측은 시험기간으로 산정한다. 이는 온난화 경향이 있는 현실에서 예측력을 떨어뜨릴 수 있는 요인이 될 수 있지만, 실제 현업의 실시간 예측에서는 관측자료를 사용하여 아노말리를 산정할 수 없기 때문에 현실적으로 예측력을 이해하는 공정(fair)한 방법이라 할 수 있겠다(Risbey et al., 2021). 본 연구의 시험기간인 실시간 예측 기간은 2013~2022년이고, 훈련기간인 과거 재현기간은 매월 생산시기에 따라 다른 데 대체로 20년 정도 되며, 최근 2022년의 과거 재현기간은 1991~2010이다. 이에 대한 자세한 설명은 2장에서 서술하겠다.

2장에서는 모델과 관측자료, 보정방법, 검증방법을 서술하였고, 3장에서는 대상지역인 동아시아의 기온 선형추세 분석을 하였다. 4장에서는 보정 전후의 예측패턴의 차이를 서술하고, 검증 결과를 비교 평가하였다. 5장에서는 연구 요약 및 결론을 서술하였다.

## 2. 자료 및 보정, 분석 방법

### 2.1 관측자료

관측자료는 APCC 계절예측의 검증자료인 NCEP2 reanalysis data (Kanamitsu et al., 2002)의 월별 T2m을 사용하였다. 기간은 1980년 1월부터 2022년 12월 까지이다.

### 2.2 모델자료, 과거재현, 실시간 예측 기간

사용한 모델자료는 APCC MME (Min et al., 2017)

에 참여한 개별모델들의 T2m이다. 앞서 서술하였듯 현업에서는 1~3개월 선행 실시간 예측과 이에 대응하는 장기간의 과거재현예측을 매월 생산하는데, 과거 재현기간은 개별모델의 공통기간인 1983~2005, 1983~2010이었으나 2020년부터 1991~2010으로 고정되었다 (Table 1).

2022년 1~3월(선행 1~3개월) 현업생산을 예로 들면, MME의 과거 재현기간은 1991~2010년 1~3월이고 이를 기후기간으로 삼아 2022년의 1~3월 편차를 예측 자료로 한다. MME의 과거 재현기간은 참여모델들의 공통기간으로 산정하였기 때문에 참여하는 단일모델들에 비해서는 짧다. 보정은 단일모델들의 과거자료를 최대한 길게, 최근의 값을 사용하기 위해 과거의 시작시기는 동일하게, 끝나는 시기는 개별모델이 가지고 있는 자료를 최대한 길게 사용하였다. 이러한 자료세트(과거 재현기간 3개월, 약 20년 + 실시간 예측 3개월, 해당 1년)를 실시간 예측 10년(2013~2022) 기간 사용하였다.

### 2.3 참여모델

APCC MME에 참여한 모델은 본 연구에서의 관심 기간인 2013년부터 2022년까지 수시로 변경, 개선됨에 따라 대상 계절 및 해마다 가용 가능한 모델로 구성되었다(Table 2).

### 2.4 보정방법

보정 대상지역은 동아시아 지역(15-60°N, 75-150°E)이고, 격자기반으로 산출한다(2.5° × 2.5°). 크게 두 가지 방법을 적용하였는데, 선형추세 조정과 경험적 분위사상기법이다. 두 방법을 적용하였을 때 선형추세 보정은 동아시아 지역의 온난화 현상을 안정적으로 보정하는 효과가 있고 예측 스킬이 합리적으로 향상되었으나 경험적 분위사상기법은 그렇지 못하였다. 따라서 경험적 분위사상기법으로 보정한 결과는 검증 비교 결과만 보이고, 보정 전후 예측 패턴의 비교는 생략한다. 이에 대한 설명을 4장과 5장에서 기술한다.

**Table 1.** Real-time forecast periods and corresponding hindcast periods of APCC MME.

Real-time forecast period	Hindcast period
<b>2013. Jan~2018. Oct</b> (Exception 1, 2, 3, 4)	<b>1983~2005</b>
(Exception 1) 2013. Jan	1983~2007
(Exception 2) 2013. Feb, 2014. Jan, 2015. Jan, 2016. Jan, 2017. Jan, 2018. Jan	1983~2006
(Exception 3) 2013. Mar, 2013. Aug, 2013. Nov	1982~2005
(Exception 4) 2014. Feb	1984~2006
<b>2018. Nov~2019. Dec</b> (Exception 5)	<b>1983~2010</b>
(Exception 5) 2019. Jan	1983~2011
<b>2020. Jan~2022. Dec</b> (Exception 6)	<b>1991~2010</b>
(Exception 6) 2020. Jan, 2021. Jan, 2022. Jan	1992~2011

**Table 2.** List of participating models included in the APCC MME.

Organization	Country	Model name	Participating period
APEC Climate Center, APCC	Korea	CCSM3	2013~2017
		SCoPS	2017~present
Beijing Climate Center, BCC	China	CGCM1.0	2013~2015
		CSM1.1m	2016~present
Bureau of Meteorology, BoM	Australia	POAMA-M24	2013~2019
		ACCESS-S1	2020~2021
		ACCESS-S2	2021~present
Centro Euro-Mediterranean Center on Climate Change, CMCC	Italy	SPS2	2014~2018
		SPS3	2020~2020
		SPS3.5	2021~present
Central Weather Administration, CWA	Chinese Taipei	(GCM)	2013~2017
		GFST119	2018~2020
		TCWB1Tv1.1	2020~present
Environment and Climate Change Canada, ECCC	Canada	CanCM3	2013~2015
		CanCM4	2013~2015
		CanSIPS	2016~2019
		CanSIPsv2	2019~2021
		CanSIPsv2.1	2021~present
Hydrometeorological Research Center of Russia, HMC	Russia	SL-AV	2013~present
International Research Institute for Climate and Society, IRI	USA	ECHAM4.5	2013~2017
Japan Meteorological Agency, JMA	Japan	MRI-CPS1	2013~2015
		MRI-CPS2	2015~2022
		MRI-CPS3	2022~present
Korea Meteorological Administration, KMA	Korea	GDAPS_F	2013~2013
		GloSea5GA3	2014~2016
		GloSea5GC2	2016~2022
		GloSea6GC3.2	2022~present
Meteo-France, MetFR	France	System 7	2021~2021
		System 8	2021~present
National Aeronautics and Space Administration, NASA	USA	GEOS-S2S-1	2013~2018
		GEOS-S2S-2.1	2018~present
National Center for Environmental Prediction, NCEP	USA	CFSv2	2013~present
Pusan National University/Rural Development Administration (National Institute of Agriculture Sciences), PNU/RDA	Korea	CGCMv1.1	2013~2020
		CGCMv2.0	2020~present
United Kingdom Met Office, UKMO	UK	GloSea4	2013~2016
		GloSea5	2016~2021
		GloSea6	2021~present

#### 2.4.1 선형추세 조정

선형조정(linear scaling) 방법은 관측과 모델의 차이를 조정하여 모델의 편의를 보정하는 방법이다

(Teutschbein and Seibert, 2012). 본 연구에서는 이를 응용하여 아래 보정 식(1)과 같이 모델의 선형추세( $\widehat{mod}$ )를 제거하고 관측( $\widehat{obs}$ )의 선형추세를 더한, 조

정된 선형추세, 보정계수(corrected coefficient)  $\alpha$ 를 이용하여 보정한다. 선형추세는 관측과 모델의 통계적 특성이 다르므로 평균을 제거하고 표준편차( $\sigma$ )를 나누어 표준화한 아노말리를 사용하여 계산하여 단위는  $yr^{-1}$ 이다. 관측과 모델의 변동성이 다른데, 관측이 모델에 비해 시계열의 변동성이 크기에 선형추세의 크기가 크지만 유의미성 테스트는 그렇지 않을 수 있고, 이를 직관적으로 비교하기 위해 표준화한 아노말리를 사용하였다.

$$\alpha = -\widehat{mod} + \widehat{obs}, \text{ unit} = yr^{-1} \quad (1)$$

보정계수의 부호에 따라 모델과 관측 선형추세 정도를 비교할 수 있고, 음의 값이면 모델의 양의 선형추세가 관측보다 더 강하기에 예측값에서 이를 완화하는 보정이 수행된 것을 의미한다. 실제 보정은 식 (2)에서와 같이 조정된 보정계수,  $\alpha$ 를 이용한 보정값을 모델의 표준화된 아노말리 예측값( $F_n$ )에 더해 수행한다.

$$F' = (F_n + \alpha \times \Delta yrs) \times \sigma_{mod} = F_a + (\alpha \times \Delta yrs \times \sigma_{mod})$$

$(F_n = \text{Normalized forecast anomaly}, \sigma_{mod} = \text{std. of model}),$

$$F_n = F_a / \sigma_{mod} \quad (F_a = \text{Forecast anomaly}) \quad (2)$$

다시 말해, 모델의 아노말리 예측값( $F_a$ ,  $^{\circ}C$ )에 보정계수( $\alpha$ ,  $yr^{-1}$ )와 시간( $\Delta yrs$ ), 기후기간)을 곱한 물리량(unitless)에 모델의 표준편차( $\sigma_{mod}$ ,  $^{\circ}C$ )를 곱한 기온 보정값[ $^{\circ}C$ ]을 더하여 보정된 모델의 예측값( $F'$ ,  $^{\circ}C$ )을 구한다. 즉, 모델의 예측값에서 모델의 선형추세로 인한 기온 변화값을 빼고(detrended), 관측의 선형추세로 인한 기온 변화값을 더해 모델 예측의 장기추세를 조정하는 것이다. 여기서 표준화된 값을 사용하는 선형추세로 인한 변동량을 조정하는데 모델과 관측의 변동성을 고려하기 위해서이다.

이러한 보정식을 각 격자에서 매월, 개별 모델별로 적용하여 보정 후, MME 기법을 적용하여 단정예측, 확률예측 보정 기온을 산출하였다.

#### 2.4.2 경험적 분위사상기법

분위사상기법은 모델과 관측의 편의를 보정하기 위해 보정 식(3)과 같이 ECDF를 사용하였다.

$$F' = ECDF_{obs}^{-1}(ECDF_{mod}(F)) \quad (3)$$

여기서  $ECDF_{mod}(ECDF_{obs}^{-1})$ 는 예측 월에 과거 재현기간에 대한 모델 ECDF(관측 ECDF의 역함수)를 의미한다. 즉 보정 식(3)에서 보정되는 기온 예측값( $F'$ )은 모델 예측값( $F$ )의 ECDF 분위가 관측 ECDF의 역분위로 대응하는 값이다. 마찬가지로 각 격자에서 매월, 개별 모델별로 보정 후, MME 기법을 적용하였다.

#### 2.5 검증

실시간 예측 기간인 2013~2022, 매월 생산된 보정 전후 예측자료와 관측자료를 이용하여 이상패턴상관관계(Anomaly Pattern Correlation Coefficient; PCC)와 Relative Operating Characteristics Score (ROCS)를 계산하고 보정 전후 예측성능을 평가하였다. 또한 이 스킴들은 APCC에서 실시간 단정, 확률 예측의 성능을 가능하기 위해 매월 생산한다.

PCC는 많은 선행연구에서 단정예측을(Palmer et al., 2004; Smith et al., 2008; Pattanaik and Kumar, 2010; Min et al., 2014), ROC는 확률예측을 검증하기 위해 많은 선행연구에서 사용하며(Mason and Graham, 2002; Palmer et al., 2004; Min et al., 2009; Verkade et al., 2013), WMO에서 계절예측을 검증하는 표준으로 권고한 스킴이다(Graham et al., 2011). PCC는 -1에서 1 사이의 값을 가지며, 1에 가까울수록 예측 스킴이 좋은 것으로, 관측과 모델 아노말리 예측 사이의 공간적 상관관계를 따지는 값이다. ROC는 관측과 모델 예측의 카테고리별 성공(Hit)과 실패(false alarm)의 비율로 그래프를 그리고, 그 곡선 아래의 면적을 나타낸 것으로, 0에서 1사이의 값을 가지며, 1에 가까울수록 예측 스킴이 좋은 것이다. 0.5 이상의 값이 나타날 때 유의미한 스킴을 가진다고 할 수 있다.

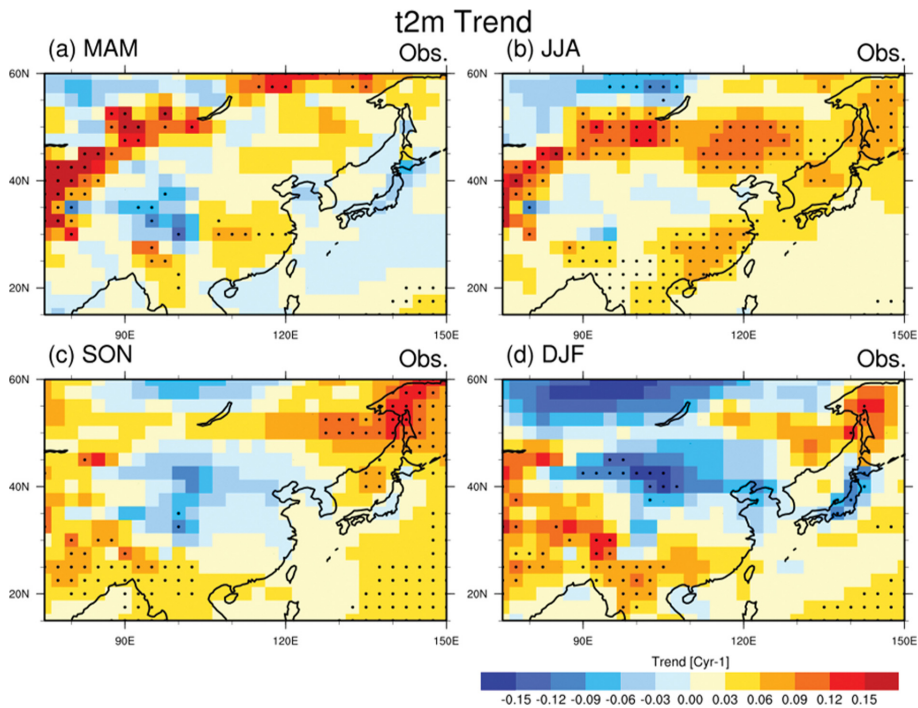
### 3. 동아시아 대상지역 선형추세와 온난화 분석

전구와 동아시아 지역 평균 기온의 장기경향과 변동성을 살펴보기 위해 기온 아노말리 예측(과거 재현, 실시간)과 관측의 월별 시계열을 표현하였다(Fig. 1). 모델 아노말리 예측은 시험기간(2013~2022) 생산된 각각의 과거 재현기간 평균에 대한 편차를 예측한 것으로, 개별 모델의 과거 재현기간이 시기별로 다르므로 기후기간은 변동적이나 대체로 20년 정도이며(예: 2020년 생산된 과거 재현기간은 1991~2010) 관측자료 기후값의 평균 기간은 1991~2010년이다. 이 시계열은 전구와 동아시아 지역 평균한 것으로, 관측과 모델 모두 온난화 경향은 뚜렷하며(Fig. 1; Table 3), 실시간 예측 기간인 2013~2022년 평균 기온은 전구, 동아시아 모두 기후기간에 비해 따뜻하다(Table 3). 다만 동아시아 관측에서 실시간 예측기간 평균기온은 기후기간에 비해  $0.25^{\circ}C$  온난한데 모델은 이보다 강하게 온난한 기온( $0.32^{\circ}C$  차이)을 예측한다.

1991~2010년 기후기간 계절별 관측과 모델의 선형추세의 공간적 패턴을 살펴보면(Figs. 2, 3), 동아시아 지역에서 모델은 관측보다 양의 선형추세를 대체로 강하게 모의한다. 특히 실제로 겨울에 지역별 편차가 크긴 하지만 동아시아 일부 지역에서는 음의 선형추

**Table 3.** Averages and standard deviations of spatially averaged T2m time series (global and East Asian regions) from model forecasts and observations as shown in Fig. 1. Hindcast period (1991~2010) and real-time forecast period (2013~2022) temperature anomalies are averaged, and their differences are compared.

Period	Global				East Asia			
	Model		Observation		Model		Observation	
	avg	std	avg	std	avg	std	avg	std
1991~2010	0.04	0.15	0	0.22	0.07	0.27	0	0.57
2013~2022	0.31	0.20	0.35	0.15	0.39	0.36	0.25	0.59
Difference	0.27		0.35		0.32		0.25	



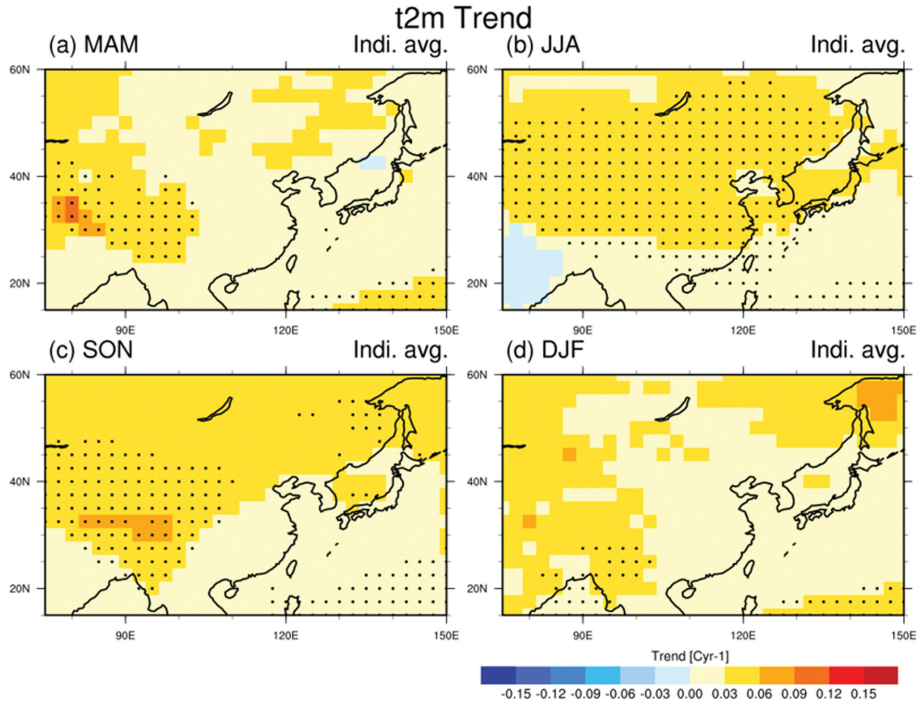
**Fig. 2.** Seasonal mean T2m linear trends from observations (NCEP2) during the period 1991~2010. Black dots denote regions where the t-test confidence level exceeds 90%.

세가 강하게 나타나는데 모델에서는 선형추세의 지역별 편차를 모의하지 못할 뿐 아니라 유라시아 전체가 양의 선형추세만 나타난다. 또한 모델은 동아시아 기온의 변동성이 관측만큼 강하지 않기에 (standard deviation in Table 3) 양의 선형추세 크기는 관측 일부 지역보다 약하게 나타나지만 t-test를 통해 대체로 많은 지역에서 선형추세가 90% 수준에서 유의미함을 알 수 있다.

2013~2022년 실시간 예측 기간, 전구와 지역 평균 관측 기온의 표준화된 아노말리, 단정예측의 표준화된 아노말리, 확률예측에서 평년 이상 카테고리의 확률값을 월별로 나타내었다(Fig. 4). 실제로 2013년 이

후 전구, 열대, 북반구에서는 대부분의 시기에  $0.43\sigma$  이상의 평년 이상의 기온이 관측되었는데 다만 2013, 2018, 2022년에 열대지역에서 나타나는 평년 수준의 기온은 이 시기 나타났던 라니냐의 영향인 것으로 판단된다. 여기서  $\pm 0.43\sigma$ 는 정규분포에서 평년 이상(33.3%), 평년 수준(33.3%), 평년 이하(33.3%)의 확률분포를 나누기 위한 z-score이다. 한편, 동아시아에서는 노란색으로 나타나는 평년 정도 수준의 기온도 빈번하게 나타났고, 평균보다 낮은 초록, 파란색으로 나타내는 평년보다 낮은,  $-0.43\sigma$  이하의 기온도 종종 나타난다. 반면, 단정과 확률 예측은 전구, 북반구, 열대 뿐만 아니라 동아시아 지역에서도 대부분 평년 이상





**Fig. 3.** Same as Fig. 2, but derived from the averaged APCC individual model outputs issued in 2021. The linear trend period is 1991~2010.

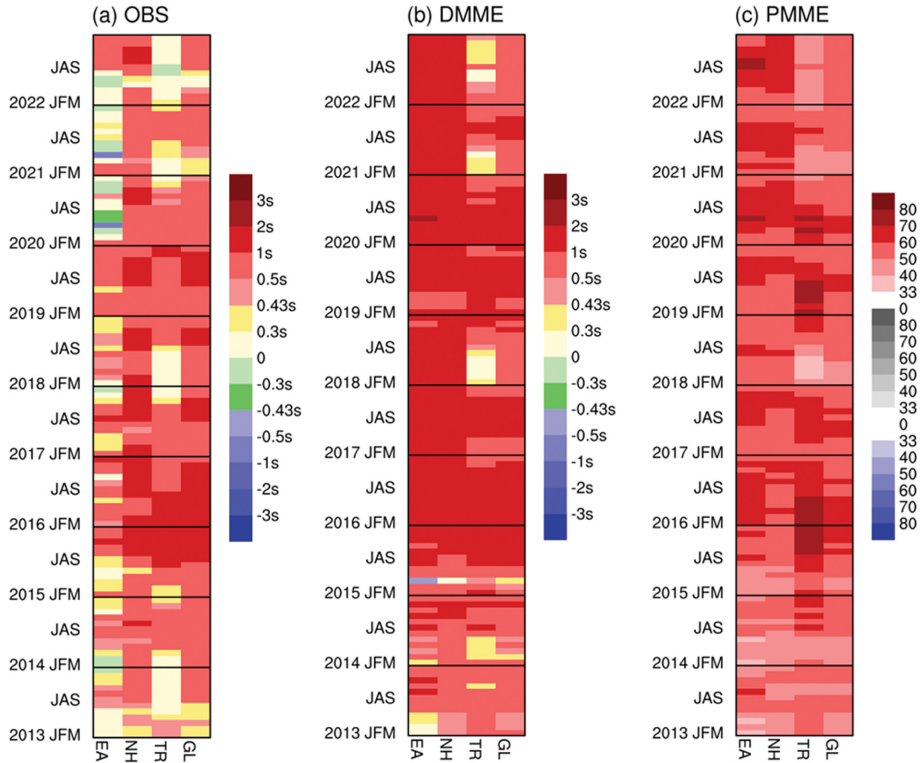
의 기온이 나타나고, 단정 예측에서 라니냐 시기 열대 지역 평년 정도의 예측이 나타난다. 특히 확률 예측은 2013년 이후로 모든 시기에 많은 모델들이 평년보다 높은 기온을 예측했던 것으로 나타난다. 따라서 실시간 예측 기간에도 동아시아 지역은 관측에 비해 따뜻한 기온이 강하게 예측되었다.

#### 4. 예측 기온의 장기경향 보정

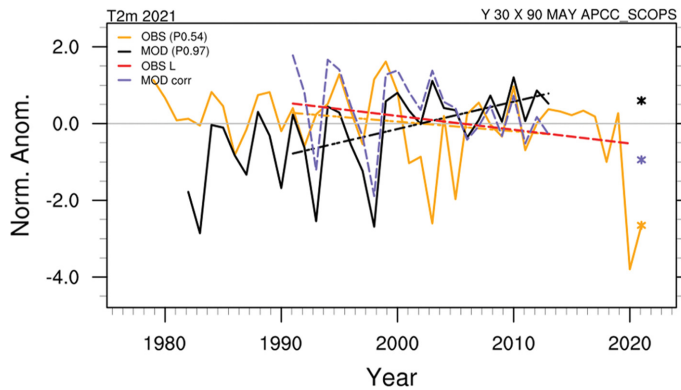
기온의 장기경향을 보정하기 위해 관측과 모델의 선형추세를 이용하여 장기경향을 조정하였다. 앞서 설명하였듯이 이 방법은 각 격자에서 단일모델별로 표준화된 아노말리의 선형추세를 구하고, 여기에서 모델의 장기경향을 제거하고 관측의 것으로 대체하는 것이다. Figure 5는 보정의 한 예시로 2021년 5월, 동아시아 한 격자에서 APCC SCOPS와 관측의 표준화된 아노말리 시계열, 선형추세, 원래의 표준화된 기온 예측, 보정된 기온예측을 그린 것이다. 여기에서 관측의 선형추세는 최근 기후경향을 반영하기 위해 예측 이전 해까지의 자료를 최대한 사용하였다. 표준화된 아노말리를 사용하는 것은 모델과 관측의 변동성이 다르기에 이를 고려하여 선형추세를 조정하기 위해서이다. 모든 격자, 모델에서 이러한 추세를 보여주지는

않지만, 이 경우 모델에서는 양의 추세(검은 파선, 1991~2013)가 나타나고, 최근까지의 관측에서는 음의 추세(빨간 파선, 1991~2020)가 나타난다. 따라서 실제보다 강한 온난화를 완화시키게 되는데, 원래의 기온 예측(검은 별표)은 음의 방향으로 수정되어 보정된 기온예측(보라색 별표)은 음의 값을 나타낸다. 기온예측의 보정은 보정식(2)에서와 같이 원래의 표준화된 기온 예측값( $F_m$ , unitless)에 보정계수( $\alpha$ ,  $\text{yr}^{-1}$ )와 관측의 기후기간(1991~2020)을 곱한 보정값을 더한다(여기서는 음의 값). Figure 5에서 보여지는 보정된 기온예측(purple asterisk)은 표준화된 값이고, 이것에 모델의 표준편차( $\sigma_{mod}$ )를 곱해서 보정식(2)의 보정된 기온예측( $F'$ )을 얻는다. 단정, 확률예측, 즉 다중모델앙상블의 예측은 개별모델의 보정 후 예측에 MME 기법을 적용한다.

기온예측의 보정이 공간에서 어떻게 나타나는지 살펴보기 위해 마찬가지로 2021년 5월 단정예측의 보정 전후 아노말리 기온예측 패턴을 Fig. 6에 제시하였다. 원래의 예측에서는 동아시아 대부분 지역에서 평년 이상의 기온을 나타내지만, 보정 후 동아시아의 서부 많은 지역에서 평년 수준 혹은 평년보다 낮은 기온을 예측한다. 이는 보정계수,  $\alpha$ 를 통해서도 확인할 수 있다. 보정계수는 보정식(1)에서 음의 값이면 모델의



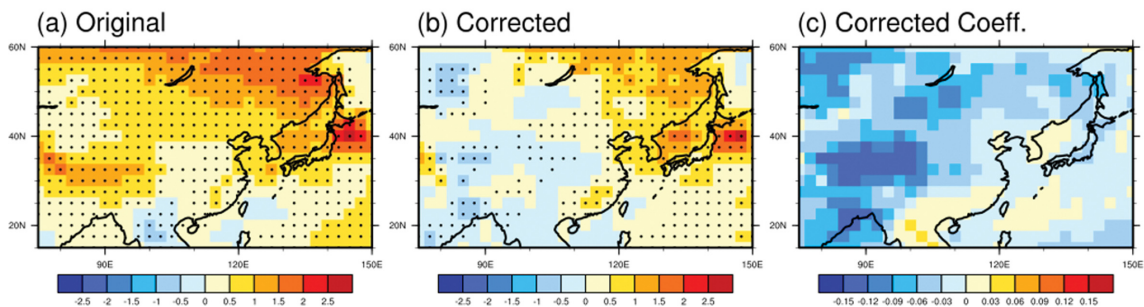
**Fig. 4.** Seasonal mean T2m (a) normalized anomalies from observations, (b) normalized anomaly forecasts from the deterministic MME (DMME), and (c) probabilities of above-normal categories from probabilistic MME (PMME) forecasts since 2013, spatially averaged over East Asia (EA), the Northern Hemisphere (NH), the Tropics (TR), and the globe (GL). Observation anomalies are calculated as deviations from the 1991~2010 climatology, while MME forecast anomalies are based on hindcast periods as described in Table 1.



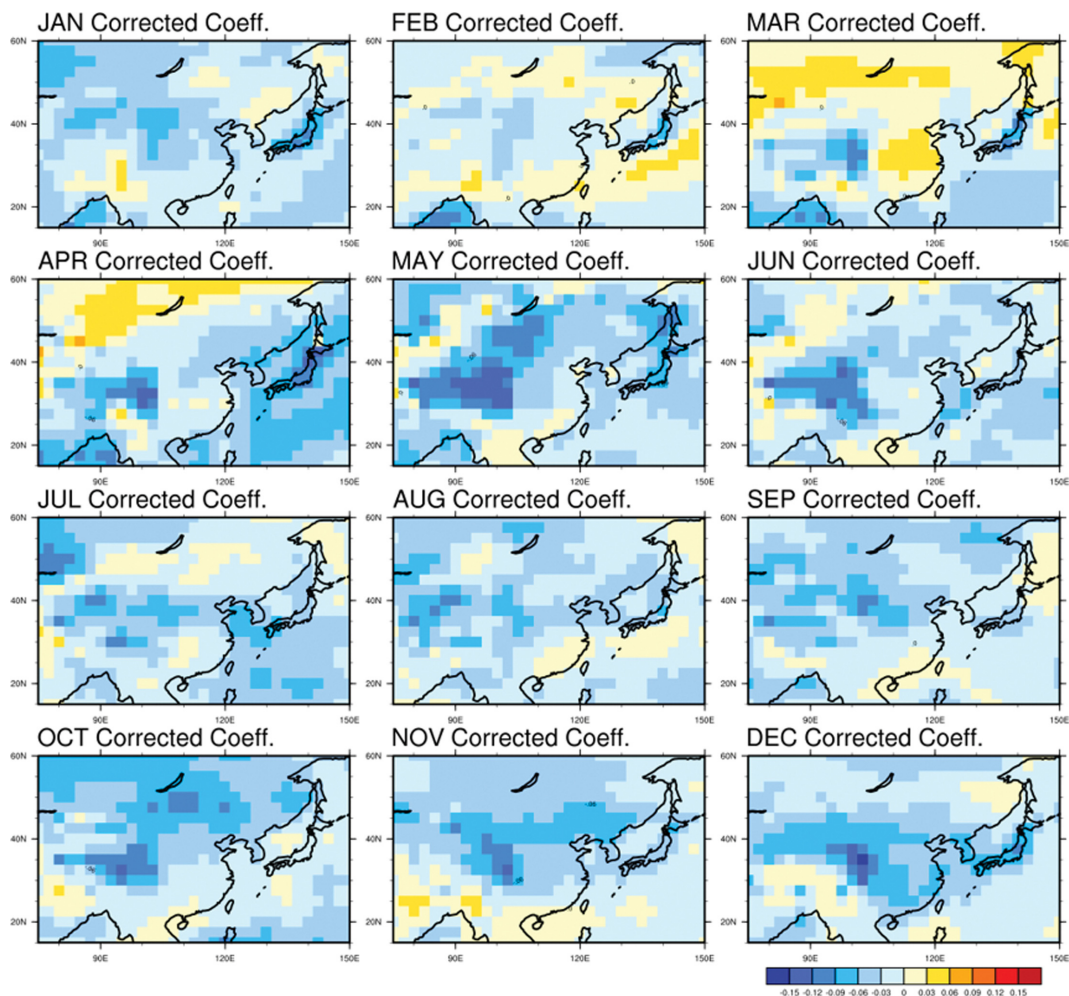
**Fig. 5.** Time series of T2m normalized anomalies with one-month lead time forecasts from an individual model (APCC SCOPS, black solid line) and observations (NCEP2, orange solid line) in May 2021 at one point (longitude 90°E, latitude 30°N). The linear trends of the model (black dashed line, 1991~2013), observations (orange dashed line, 1991~2013), and longer-period observations (red dashed line, 1991~2020) are also plotted. In the scaling process of the linear trend, the model and longer-period observation linear trends are used. The original (black asterisk) and corrected (purple asterisk) normalized anomaly forecasts, along with the observed (orange asterisk) normalized anomaly, are marked. The final forecast anomaly is obtained by multiplying the purple asterisk by the standard deviation of the model.



t2m Anom. Forecast 2021 MAY scm



**Fig. 6.** T2m anomalies for East Asia in May 2021: (a) original SCM model with one-month lead time forecast, (b) corrected SCM forecast, and (c) correction coefficient ( $\alpha$ ). The correction coefficients are calculated from individual models and averaged.

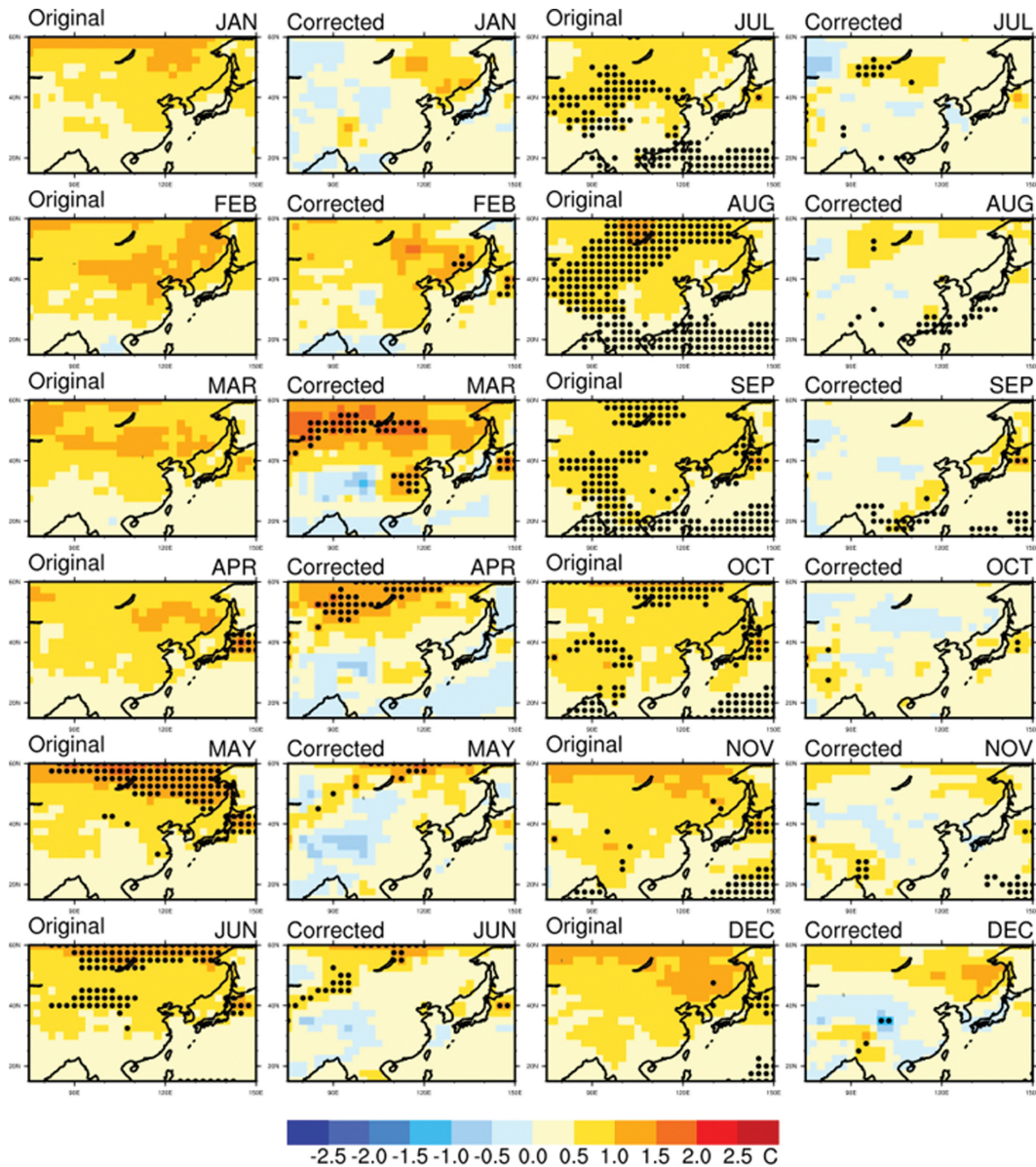


**Fig. 7.** Monthly mean correction coefficient ( $\alpha$ ) used to correct T2m normalized anomalies with one-month lead time forecasts. Monthly correction coefficients from individual models are averaged over the period 2013~2022.

온난화가 관측보다 더 의미가 큰 것을 나타내는데, 동아시아 대부분 지역에서 음의 값을 나타내고, 이는 모델에서 온난화 정도가 관측에 비해 과도하게 모의되었고, 이를 완화하는 방향으로 보정된 것을 의미한다.

보정계수,  $\alpha$ 의 월별패턴을 통해, 월별 장기경향 보정의 방향을 알 수 있다(Fig. 7). 보정계수는 2013~2022년 장기평균한 것이다. 보정 계수는 주로 동아시아 육

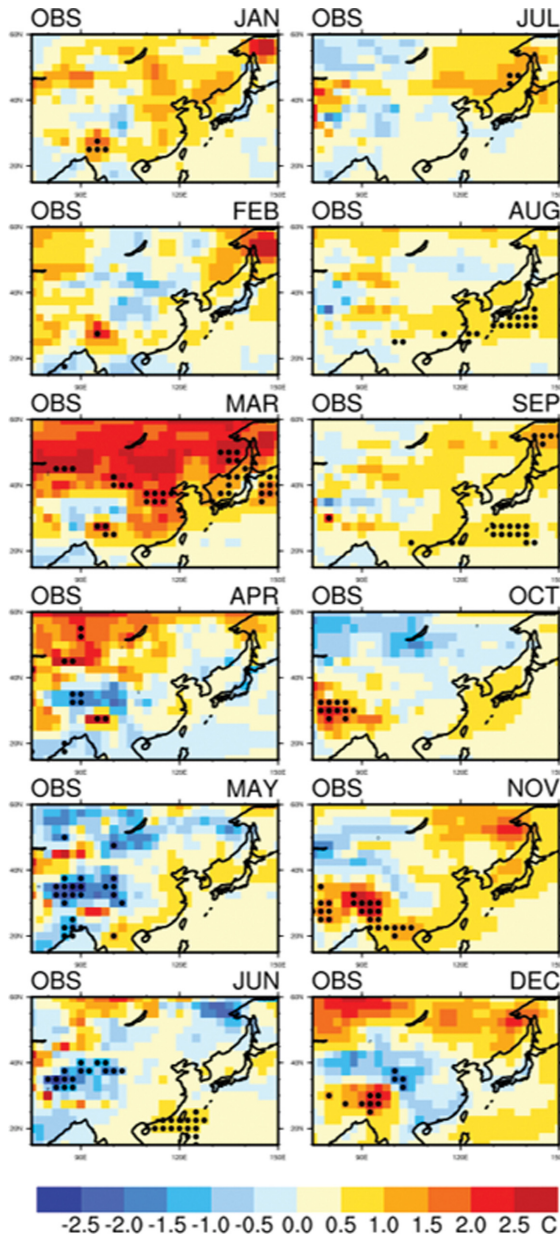
지에서 음의 방향으로 강하게 나타난다. 특히 티벳 고원 일부 지역에서 음의 보정계수가 강하게 나타나는데, 계절별로 다르긴 하지만, 봄, 가을, 12월의 경우 관측에서는 음의 선형추세 혹은 유의미하지 않은 선형추세가 나타나지만 모델에서는 일관되게 양의 선형추세가 나타나기에(Figs. 2, 3) 온난화 정도를 완화하기 위해 음의 보정계수가 나타나는 것으로 판단된다.



**Fig. 8.** Monthly original (first and third columns) and corrected (second and fourth columns) T2m anomalies from deterministic MME forecasts, averaged during the real-time forecast period (2013~2022). Black dots indicate regions exceeding extreme 10th and 90th percentile distributions, with thresholds calculated from the hindcast period.



월별로는 3, 4월 동아시아 북부 지역에서 오히려 양의 보정계수가 나타나기도 하지만, 대체로 음의 보정계수가 넓게 나타나고, 특히 5월에 가장 강하다.

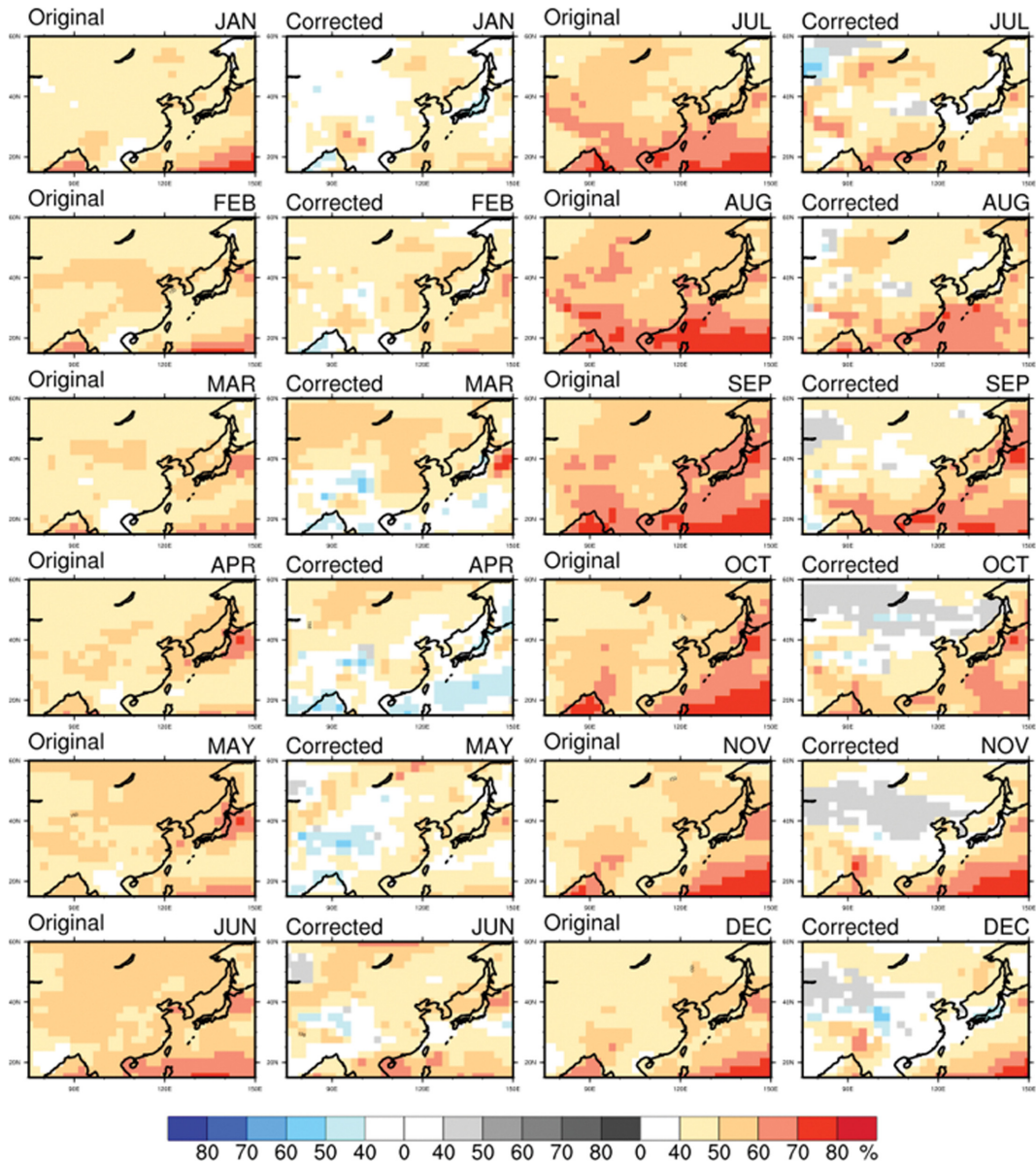


**Fig. 9.** Monthly T2m anomalies from observations, averaged during the real-time forecast period (2013~2022). The climatology period is 1991~2010. Black dots indicate the regions exceeding extreme 10th and 90th percentile distributions with thresholds calculated from the climatology period.

보정 전후, 2013~2022년 평균, 한달 선행 월별 기온 아노말리 예측 패턴을 Fig. 8에, 같은 시기 월별 관측 기온 아노말리 패턴은 Fig. 9에 나타내었다. 모델과 관측의 변동성이 다르기에 편차 정도를 비교하기 위해 편차 분포에서 하위 10% 이하, 상위 90% 이상인 지역은 검은 점으로 표현하였다. 모델 기온 아노말리는 보정 전에는 동아시아 전지역에서 대체적으로 따뜻하게만 예측하지만 보정 후 관측의 패턴을 유사하게 반영하는 것을 확인할 수 있다. 4-6월, 12월에 관측 티벳 고원에서는 음의 아노말리 경향이 나타나는데, 이를 반영하여 보정 후 이 지역 모델 예측에서도 음의 아노말리가 나타나도록 보정되었다. 또한 관측에서는 3, 4월에 동아시아 북부에서는 양의 아노말리, 티벳고원에서는 음의 아노말리가 강하게 나타나는데 반해 모델은 온난하게만 예측하는데, 보정 후 관측의 이러한 특성이 반영되었다. 7~9월 모델은 동아시아 넓은 지역에서 상위 90% 이상의 이상 기온을 예측하는데 보정 후에는 이러한 강한 온난 예측은 조정되어 관측과 유사하게 보정되었다. 보정 후 예측 패턴의 변화는 한 달 선행뿐만 아니라 두 달, 세 달 선행 모델 예측에서도 유사하게 나타나 예측 선행 시기에 따른 보정 전후 예측패턴의 차이는 거의 없다.

확률 예측의 보정 전후 예측패턴 또한 관측에서의 아노말리 패턴을 고려하여 보정된 것을 확인할 수 있다(Fig. 10). Figure 10의 합성도는 각 카테고리별로 2013~2022년, 10년 평균한 확률을 구하고 그 중 가장 큰 확률을 보여주는 카테고리를 표현한 것으로, Pearson's Chi-square( $\chi^2$ ) 검정을 통해 유의미성을 확인하였다(Min et al., 2009). 보정 후, 전반적으로 평년 이상의 기온을 예측하는 개별모델이 줄어들어 평년 정도(회색)의 기온을 예측하는 경우가 많아진다. 특히 동아시아 육지, 중국의 중부, 남부에서 온난한 기온 예측이 약해져서 평년 정도 혹은 평년 이하의 기온을 예측한다.

보정 전후, 동아시아 지역 기온 단정 예측의 월별 PCC를 비교하였다(Fig. 11). 월별 기온의 PCC 스킬은 실제 기온 아노말리의 지역평균과 유사하여, 기온이 높으면 PCC 스킬은 증가하는 경향을 보여준다. 선형 추세 보정 후, 대부분 시기에 PCC는 향상되는데 특히 5월을 비롯하여 봄철 PCC가 많이 향상되었다. 이 시기는 보정계수의 크기도 크고, 남북간 기온의 선형 추세의 차이 혹은 음의 선형추세가 큰 패턴의 특성이 관측과 유사하게 보정되면서 PCC 스킬이 향상된 것으로 판단된다. 반면 분위사상기법에 의한 보정 후, PCC 스킬은 크게 변화가 없는데, 실제로 분위사상기법 보정 후에는 예측 패턴의 변화도 크게 나타나지 않는다(그림 생략). 따라서 분위사상기법이 모델의 편

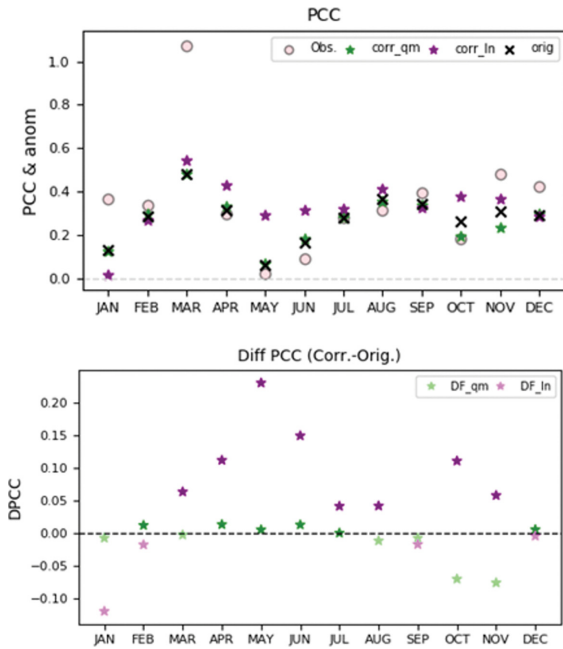


**Fig. 10.** Same as Figure 8 but for the probabilistic MME. Probabilities of the three categories (above normal, near normal, and below normal) are averaged over the real-time forecast period (2013~2022), with the dominant category colored as red (above normal), gray (near normal), and blue (below normal).

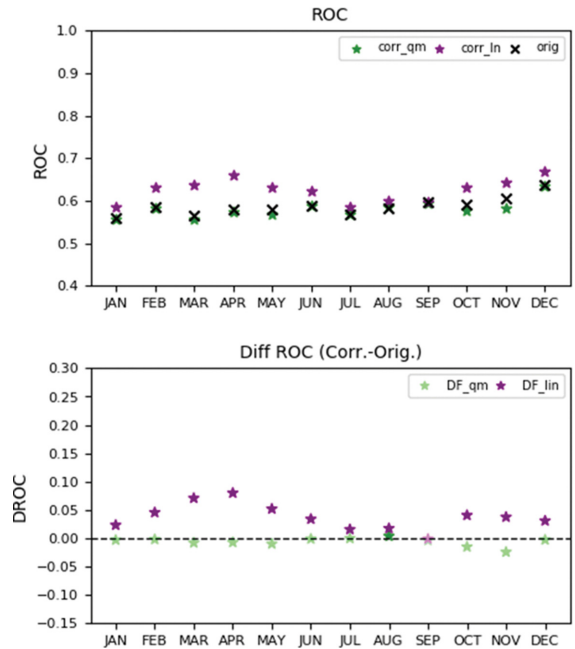
의를 보정하는데 널리 쓰이는 방법이지만, 기온의 장기경향을 보정하는 데는 직관적인 선형추세를 이용하는 것이 더 효과적이라고 판단한다.

마찬가지로, 보정 전후 동아시아 지역 기온 확률 예측의 ROC를 비교하였다(Fig. 12). 보정 전, 원래의 ROC는 0.6 내외의 값을 가지는데, 선형추세 보정 후 ROC 스킴이 대부분 향상되어 특히 4월을 비롯하여

봄철에 많이 증가하며 단정 예측과 유사한 결과를 보인다. 반면 분위사상기법에 의한 보정 후 ROC는 대부분 향상되진 않아 확률예측 또한 분위사상기법으로 모델 기온의 장기경향을 보정하는 것은 적절하지 않다고 판단된다. 두 달, 세 달 선행 예측의 경우에도 월별 PCC나 ROC의 향상 정도는 선행 한 달 예측과 유사하다(그림 생략).



**Fig. 11.** (Upper) monthly original PCC (black x), corrected PCC using the quantile mapping method (green stars), corrected PCC using the linear trend method (purple stars), and spatially averaged T2m observation anomalies (pink circles) over East Asia during the real-time forecast period (2013~2022). (Lower) differences between corrected PCC and original PCC using the quantile mapping method (green stars) and the linear trend method (purple stars). Differences below zero are shown in pale colors.



**Fig. 12.** Same as Fig. 11, but for ROC, without including T2m observation anomalies.

### 5. 요약 및 결론

본 연구는 최근 온난화가 강하게 나타나지 않은 동아시아 지역에서 대체로 평년 이상의 기온을 예측하는 계절예측모델의 과하게 온난한 예측을 장기적 관점에서 보정하였다. 동아시아는 전지구적 관점에서의 온난화보다는 장기적인 기온의 상승이 일정하지는 않았다. 실시간 예측을 시작한 2013년 이후 관측은 평년 수준이나 평년 이상 정도의 기온을 보여주었지만 모델은 대체로 평년 이상의 기온을 예측하였기에 이에 대한 후보정이 필요하다고 판단하였다.

보정과 검증의 시험기간은 2013~2022년 실시간 예측기간으로, 훈련기간인 과거 재현기간(1991~2010, 1983~2010, 1983~2005)과는 분리된다. 이처럼 훈련과 시험기간이 분리되면 기후가 변화하는 현지구에서는 검증 스코어 면에서는 불리할 수 있지만, 실제 현업에서는 관측자료를 검증에 사용할 수 없기에 공정한 방법이라 할 수 있겠다(Risbey et al., 2021). 또한 실

제 현업생산에 같은 기후값, 과거 재현기간을 적용하기에 가장 합리적인 비교 방법이라고 판단된다.

장기 기온의 경향을 보정하기 위해 선형추세 조정, 경험적 분위사상기법을 사용하였고, 이 중 선형추세 조정 방법이 간단하고 직관적이지만 모델의 온난한 예측 경향을 보정하기에 효과적이라는 결과를 얻었다. 보정 후 기온의 양상은 단정예측, 확률예측 모두 관측의 장기패턴과 좀 더 유사한 긍정적 결과를 얻었다. 실제 2013~2022년 평균 기온 편차는 온난 하지만은 않고 티벳 고원, 중국 북부 등지에서 평년 이하의 낮은 기온을 나타내기도 하는데, 보정 후 기온의 양상은 어느 정도 이와 유사하게 수정되는 것을 확인하였다.

본 연구의 목적은 예측 기온의 장기경향(2013~2022)을 보정하는 것이기 때문에, 경년변동성을 정확하게 예측하는 것 보다는 그 보다 장기간의 경향을 보정하는 것이 목표이다. 따라서 매년 PCC나 ROC를 비교하는 것보다는 예측의 장기경향 패턴을 관측의 장기경향 패턴과 비교하는 것이 더 알맞다고 판단하여 PCC와 ROC의 월별 10년 평균(2013~2022)으로 장기적인 예측 스킬의 향상 또는 하락을 비교하는 것이 의미가 있다고 사료된다. 보정 후 단정예측의 PCC, 확률예측의 ROC와 같은 월별 예측 스킬의 10년 평균은 합리적으로 향상되었는데 특히 ROC는 매월 안정적으로 향상되었다.



다만, 월별로 예측 스킬이 차이가 있어서 실제로 적용할 때는 주의해야 할 것으로 판단된다. 앞에서 언급했듯 5월은 기온의 경년변동성에 비해 선형추세가 비교적 크고, 보정계수 또한 크며, 선형추세 패턴의 특성이 관측과 유사하게 보정되면서 스킬의 향상이 있었다. 반면 1월은 경년변동성이 매우 크고, 이에 비해 선형추세는 비교적 작기 때문에 PCC 스킬이 매년 일정하게 향상되진 않는다. 따라서 1월에는 선형추세 보정을 적용하고 이를 해석할 때 장기경향과 경년변동성이 다를 수 있음을 인지하고 주의해야 한다.

분위사상기법은 지역기후모델의 편의 보정이나, 기후 시나리오 모델의 편의 보정, 혹은 기후 영향 지수의 편의 보정 등, 다양한 분야에서 후보정 기법으로 널리 쓰이는 방법이나, 본 연구의 계절예측에서 보정 효과는 크지 않다. 그 이유는 첫째, 현업기관 계절예측은 보통 아노말로리 산생하는 특성 때문이라고 판단된다. 계절예측은 보통 기후값을 제거한 아노말로리인데, 모델의 기후값은 모델의 과거 재현기간 평균값을 의미한다. 계절예측 모델은 자체의 기후값을 제거함으로써 어느정도 편의 보정을 이미 하게 되는데, 따라서 후처리로 하게 되는 편의 보정의 효과가 크지 않다. 두 번째 이유는 모델은 최근 대체로 평년 이상을 예측을 하기에 분위를 관측 분포에 투영하여도 평년 이상으로 이동하기 때문이다. 기온 계절예측은 실시간 예측을 시작한 이래로 Fig. 4에서와 같이 대체로 평년 이상을 예측하고 있는데, 분위로 따지면 항상 평년 이상의 범주에 있기 때문에 관측값으로 분위를 이동하여도 평년 이상의 범주에 있고, 예측 범주에는 영향을 주지 않는다. 즉, 편의 보정으로 절대값은 변하지 않는데, 분포에서 위치하는 분위는 그대로이기에 계절예측 모델의 과한 온난한 예측을 보정하기에는 적절하지 않은 방법으로 사료된다. 마지막으로 본 연구에서 시험기간과 훈련기간을 현업을 고려하여 완전 분리하여 설정하였기 때문인 것으로 판단된다. 지역기후모델이나 기후 시나리오 편의 보정에서와 같이 분포함수를 최근 관측자료를 사용하여 설정한다면, 즉, 훈련기간에 최근 관측자료를 사용할 수 있다면, 분위사상기법으로 편의 보정의 효과가 있을 것이지만 본 연구는 현업 활용에 의의를 두고 현업과 같은 방법으로 훈련기간, 시험기간을 설정하였기에 분위사상기법의 효과는 크지 않은 것으로 판단된다.

본 연구는 실제 동아시아 기온 계절예측 현업 생산을 고려하여 장기기온 경향성을 보정하고, 검증하였다. 따라서 향후 동아시아 지역 기온 계절에서 과한 온난 기온 예측 경향을 어느 정도 보정하고 현실성 있는 기온을 예측하는 데 도움을 줄 수 있을 것으로 기대한다. 또한 변화하는 기후시대에 과거 재현기간과 실시간 예측간의 괴리를 조절하고 해결할 수 있는

간단한 보정 방법으로, 현업에서 실제 적용하기에 경제적인 방법으로 판단된다.

## 감사의 글

본 연구는 아태 기후정보서비스 및 연구개발 사업 (KMA2013-07510) 지원을 통해 수행되었습니다.

## REFERENCES

- Chen, J., F. P. Brissette, D. Chaumont, and M. Braun, 2013: Finding appropriate bias correction methods in downscaling precipitation for hydrologic impact studies over North America. *Water Resour. Res.*, **49**, 4187-4205, doi:10.1002/wrcr.20331.
- Dunn, R. J. H., J. Blannin, N. Gobron, J. B. Miller, and K. M. Willett, Eds., 2024: Global Climate [in State of the Climate in 2023]. *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **105**, S12-S155, doi:10.1175/BAMS-D-24-0116.1.
- Graham, R. J., W.-T. Yun, J. Kim, A. Kumar, D. Jones, L. Bettio, N. Gragnon, R. K. Kolli, and D. Smith, 2011: Long-range forecasting and the Global Framework for Climate Services. *Climate Res.*, **47**, 47-55, doi:10.3354/cr00963.
- Kanamitsu, M., W. Ebisuzaki, J. Woollen, S.-K. Yang, J. J. Hnilo, M. Fiorino, and G. L. Potter, 2002: NCEP-DOE AMIP-II Reanalysis (R-2). *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **83**, 1631-1644, doi:10.1175/BAMS-83-11-1631.
- Kim, B.-M., S.-W. Son, S.-K. Min, J.-H. Jeong, S.-J. Kim, X. Zhang, T. Shim, and J.-H. Yoon, 2014: Weakening of the stratospheric polar vortex by Arctic sea-ice loss. *Nat. Commun.*, **5**, 4646, doi:10.1038/ncomms5646.
- Krakauer, N. Y., 2019: Temperature trends and prediction skill in NMME seasonal forecasts. *Climate Dyn.*, **53**, 7201-7213, doi:10.1007/s00382-017-3657-2.
- Kug, S.-J., J.-H. Jeong, Y.-S. Jang, B.-M. Kim, C. K. Foland, S.-K. Min, and S.-W. Son, 2015: Two distinct influences of Arctic warming on cold winters over North America and East Asia. *Nature Geosci.*, **8**, 759-762, doi:10.1038/ngeo2517.
- L'Heureux, M. L., M. K. Tippett, and W. Wang, 2022: Prediction challenges from errors in tropical Pacific sea surface temperature trends. *Front. Clim.*, **4**, 837483, doi:10.3389/fclim.2022.837483.
- Mason, S. J., and N. E. Graham, 2002: Areas beneath the relative operating characteristics (ROC) and relative operating levels (ROL) curves: Statistical significance and interpretation. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*,



- 128**, 2145-2166, doi:10.1256/003590002320603584.
- Min, Y.-M., V. N. Kryjov, and C.-K. Park, 2009: A probabilistic multimodel ensemble approach to seasonal prediction, *Wea. Forecasting*, **24**, 812-828, doi:10.1175/2008WAF2222140.1.
- \_\_\_\_\_, V. N. Kryjov, and S. M. Oh, 2014: Assessment of APCC multimodel ensemble prediction in seasonal climate forecasting: Retrospective (1983~2003) and real-time forecasts (2008~2013). *J. Geophys. Res. Atmos.*, **119**, 12132-12150, doi:10.1002/2014JD022230.
- \_\_\_\_\_, V. N. Kryjov, S. M. Oh, and H.-J. Lee, 2017: Skill of real-time operational forecasts with the APCC multi-model ensemble prediction system during the period 2008~2015. *Climate Dyn.*, **49**, 4141-4156. doi:10.1007/s00382-017-3576-2.
- Palmer, T. N., and Coauthors, 2004: Development of a European multi-model ensemble system for seasonal to inter-annual prediction, *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, **85**, 853-872, doi:10.1175/BAMS-85-6-853.
- Pattanaik, D. R., and A. Kumar, 2010: Prediction of summer monsoon rainfall over India using the NCEP climate forecast system. *Climate Dyn.*, **34**, 557-572, doi:10.1007/s00382-009-0648-y.
- Ren, L., T. Zhou, and W. Zhang, 2020: Attribution of the record-breaking heat event over Northeast Asia in summer 2018: the role of circulation. *Environ. Res. Lett.*, **15**, 054018, doi:10.1088/1748-9326/ab8032.
- Risbey, J. S., and Coauthors, 2021: Standard assessments of climate forecast skill can be misleading. *Nat. Commun.*, **12**, 4346, doi:10.1038/s41467-021-23771-z.
- Smith, T. M., R. W. Reynolds, T. C. Peterson, and J. Lawrimore, 2008: Improvements to NOAA's historical merged land-ocean surface temperature analysis (1880~2006). *J. Climate*, **21**, 2283-2296, doi:10.1175/2007JCLI2100.1.
- Song, C.-Y., S.-H. Kim, and J.-B. Ahn, 2021: Improvement in seasonal prediction of precipitation and drought over the United States based on regional climate model using empirical quantile mapping. *Atmosphere*, **31**, 637-656, doi:10.14191/Atmos.2021.31.5.637 (in Korean with English abstract).
- Teutschbein, C., and J. Seibert, 2012: Bias correction of regional climate model simulations for hydrological climate-change impact studies: Review and evaluation of different methods. *J. Hydrol.*, **456-457**, 12-29, doi:10.1016/j.jhydrol.2012.05.052.
- Verkade, J. S., J. D. Brown, P. Reggiani, and A. H. Weerts, 2013: Post-processing ECMWF precipitation and temperature ensemble reforecasts for operational hydrologic forecasting at various spatial scales. *J. Hydrol.*, **501**, 73-91, doi:10.1016/j.jhydrol.2013.07.039.