

격자해상도에 따른 한반도 기온 재현 성능 및 극한기후 전망

이우섭^{*†} · 이성규^{*} · 김진욱^{**} · 이영석^{***}

^{*}아시아 태평양경제협력체 기후센터 선임연구원, ^{**}국립기상과학원 기후변화예측연구팀 연구사, ^{***}공주대학교 대기과학과 박사과정

Comparison of temperature reproducibility and extreme climate projections over South Korea by grid resolution (1 km vs 500 m)

Lee, Woo-Seop^{*†} · Lee, Seongkyu^{*} · Kim, Jin-Uk^{**} and Lee, Youngseok^{***}

^{*}Research Fellow, Climate Change Analysis Department. APEC Climate Center, Busan, Korea

^{**}Research Scientist, Climate Change Research Team, National Institute of Meteorological Sciences, Jeju, Korea

^{***}Doctoral Student, Dept. of Atmospheric Sciences, Kongju National University, Gongju, Korea

ABSTRACT

This study evaluates the impact of grid resolution (1 km vs. 500 m) on temperature reproducibility and future extreme climate projections over South Korea under the shared socio-economic pathway (SSP) scenarios. First, a comprehensive performance evaluation for the historical observational period (2000 - 2019) revealed that the 500 m resolution improves the representation of local temperature variability compared to the 1 km dataset. By achieving higher topographic fidelity and accurately reflecting actual station altitudes, the 500 m grid effectively reduced the systematic cold bias (approximately -0.07 to -0.09°C) found in the 1 km data to near zero ($\pm 0.01^\circ\text{C}$), particularly in complex terrains. Future projections for the late 21st century (2071 - 2100) indicate a sharp contrast in extreme climate indices depending on emission forcing; however, the "Resolution Effect"—defined as the systematic difference between 500 m and 1 km—remained remarkably consistent regardless of the warming intensity of the scenarios. The 500 m resolution consistently adjusted the annual minimum temperature (TNn) upward (+0.20 to 0.22°C) and the annual maximum temperature (TXx) downward (over -1.0°C), successfully mitigating the overestimation of extreme values often observed in coarser grids. Furthermore, the inter-model spread is slightly smaller in the 500 m simulations. These findings demonstrate that ultra-high-resolution simulations are essential for capturing fine-scale topographic feedbacks and providing more reliable, physically consistent climate information necessary for establishing robust regional adaptation and disaster management strategies.

Key words : Extreme Climate Indices, SSP Scenarios, 500 m Grid Resolution, Topographic Feedback

1. 서론

지구온난화에 따른 기후체계의 변화는 전 지구적인 현상이지만, 그 영향과 피해는 지역의 지형 및 지표 특성에 따라 국지적으로 상이하게 나타난다. 최근 발간된 기후변화에 관한 정부 간 협의체(IPCC) 제6차 평가보고서(AR6)는 온실가스 배출 시나리오(Shared Socioeconomic Pathways, SSP)에

관계없이 가까운 미래에 모든 지역에서 기상 및 기후 극한 현상의 빈도와 강도가 증가할 것으로 전망된다. 특히 한반도를 포함한 동아시아 지역에서는 폭염 및 한파등 기온과 관련한 극한 현상의 발생 가능성이 더욱 뚜렷해질 것으로 전망되며, 이러한 변화는 지역별 기후 시스템의 변화와 밀접하게 연관되어 있다(Choi, 2024; IPCC, 2021, 2023; Kim et al., 2023).

[†]Corresponding author : wslee@apcc21.org (12 Centum 7-ro, Haeundae-gu, Busan, 48058, Korea. Tel. +82-51-745-3981)

ORCID 이우섭 0000-0003-1677-1929
이성규 0000-0001-7483-388X

김진욱 0000-0001-9892-9915
이영석 0009-0001-8337-9700

한반도는 국토의 약 70%가 산악지형으로 이루어져 있고 해안선이 복잡하여, 동일한 기상 현상이라도 지형적 요인에 의해 국지적 기상 특성이 매우 뚜렷하게 나타난다. 이러한 지형적 복잡성을 반영하여 미관측 지역의 기후 정보를 추정하기 위해 격자 기반의 기상 자료(Gridded Climate Data)가 널리 활용되어왔다. 특히 기상청에서 제공하는 PRISM (Parameter-elevation Regressions on Independent Slopes Model) 기반의 고해상도 격자 자료는 고도, 사면 방향, 해안선 거리 등 지형 인자를 반영하여 한반도의 기온 분포를 정밀하게 재현하는 데 기여해 왔다 (Kim et al., 2024; Kim, Kim, et al., 2012; Kim, Sang, et al., 2022).

국내 기후변화 영향 평가 및 적응 대책 수립에는 주로 1 km 해상도의 격자 자료가 표준으로 활용되어 왔다. 1 km 해상도는 광역 지자체 단위의 기후전망에는 유용하지만, 급격한 지형 변화가 발생하는 산악 지역이나 미세한 토지 이용 변화가 나타나는 도심 지역의 국지적 기후 특성을 묘사하는 데에는 일정한 한계가 존재한다(Qiu et al., 2021). 이에 따라 최근 기상청은 더 정밀한 기후 적응 정보 제공을 위해 격자 해상도를 500 m로 고도화한 자료를 생산 및 보급하고 있다. 500 m 해상도는 기존 1 km 대비 격자 밀도가 4배 증가하여 지형 감률(Lapse rate)과 도시 열섬 현상 등을 더욱 상세히 표현할 수 있다.

격자 해상도의 향상은 기후변화 전망의 공간적 정확도를 높일 수 있으나, 해상도 변화가 미래 시나리오 하에서의 극한 지수 산출 결과에 어떠한 정량적 차이를 가져오는지에 대한 심층적인 비교 분석은 여전히 부족한 실정이다. 특히 온실가스 저배출 시나리오(SSP1-2.6)와 온실가스 고배출 시나리오(SSP5-8.5)에 따라 기온 변화의 폭이 상이한 상황에서, 해상도 차이가 극한 기온 지수(Extreme Temperature Indices)의 투영 결과에 미치는 영향력을 규명하는 것은 기후변화 적응 정책의 신뢰성 확보를 위해 매우 중요하다(Ahn et al., 2014; Lee et al., 2016).

기후모델링 분야에서 격자 해상도의 향상은 저해상도 전 지구 기후모델이 재현하지 못하는 국지적 기후 정보를 추출하고 모의 성능을 개선하는 부가가치 창출의 핵심 요소로 인식되고 있다(Wilby et al., 2025). 선행 연구에 따르면, 상세화 기법을 통해 구축된 고해상도 자료는 GCM의 계통적 오차를 효과적으로 보정할 뿐만 아니라, 복잡한 지형 및 해안선과 같은 지표 특성을 정밀하게 반영함으로써 기온과 강수의 공간 분포 재현력을 유의미하게 향상시킨다(Fan et al., 2023; Reder et al., 2025). 특히, 격자 해상

도가 정교해질수록 폭염이나 한파와 같은 극한 기상 현상의 확률분포를 관측치와 유사하게 모의할 수 있으며, 이는 단순한 수치적 정밀도를 넘어 지역단위의 기후 리스크 평가 및 실효성 있는 적응전략 수립을 위한 실질적인 근거를 제공한다(Tefera et al., 2024).

따라서 본 연구에서는 한반도의 복잡한 지형을 고려하여 관측자료와 두 가지 미래 기후변화 시나리오(SSP1-2.6, SSP5-8.5) 기반의 1 km 및 500 m 격자 자료를 비교 분석하고자 한다. 일평균·최고·최저기온의 재현 성능을 검증하고, 폭염 및 한파와 관련된 주요 극한 기온 지수를 산출하여 해상도 향상에 따른 ‘부가가치(Added Value)’를 정량적으로 평가할 것이다. 본 연구의 결과는 향후 지자체 단위의 맞춤형 기후변화 적응전략 수립 및 고해상도 기후 데이터 활용의 가이드라인을 제시하는 데 기여할 것으로 기대된다.

2. 자료 및 연구 방법

2.1. 관측자료

본 연구에서는 격자 자료를 평가하기 위해, 2000년부터 2019년까지 20년간의 기상 관측자료를 활용하였다. 사용된 기상 변수는 평균기온, 최고기온, 최저기온 등 3종이며, 자료는 기상청(KMA)의 종관기상관측소(ASOS, Automatic Synoptic Observation System) 97개 지점과 자동기상관측소(AWS, Automatic Weather Station) 508개 지점에서 제공하는 자료를 기반으로 하였다(Fig. 1).

일별 분석에 이용할 수 있는 관측소의 개수는 다르므로 관측소의 개수는 날짜에 따라 다르다. 2000년에는 평균 443.9개의 지점자료가 사용되었으며, 2016년에 가장 많은 지점자료(평균 589.1개)를 사용하였다. 최근 연도로 갈수록 새로운 관측소가 추가되어 입력자료의 공간밀도가 점점 높아지는 것을 알 수 있다(Fig. 1b).

2.2. 격자 기후자료 및 SSP 시나리오

본 연구에서 사용된 격자 기후자료는 기상청-국립기상과학원에서 산출 및 제공하는 MK-PRISM (Modified Korean-Parameter-elevation Regressions on independent Slopes Model) 기반의 고해상도 시나리오 자료이다. MK-PRISM은 한반도와 같이 지형이 복잡한 지역에서 관측소의 기온자료를 격자화할 때 고도에 따른 기온감률(Lapse rate)뿐만 아니라 사면 방향, 해안선으로부터의 거

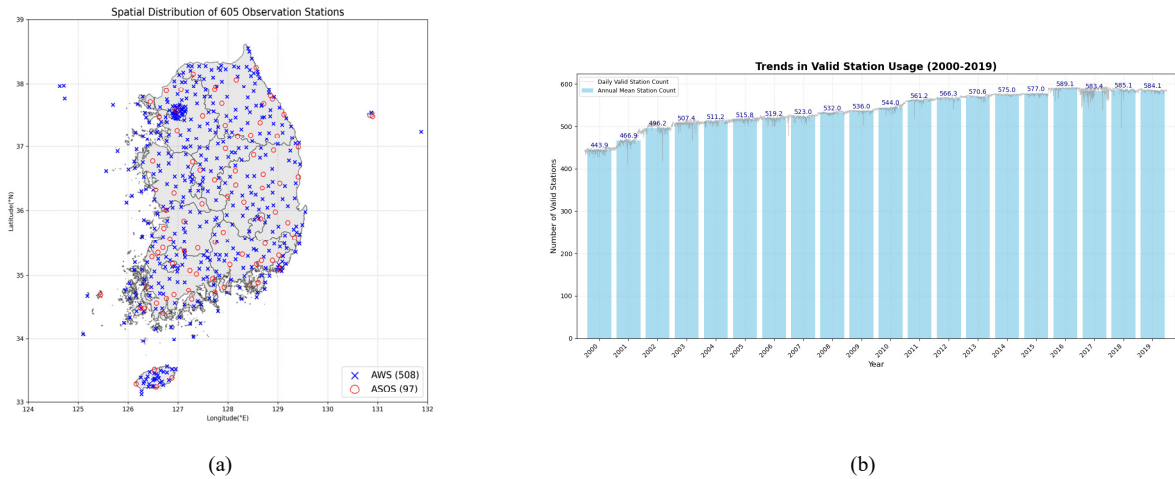


Fig. 1. (a) Distribution of selected 605 observation sites across South Korea, (b) Trend in valid station usage

리 등 다양한 지형인자를 회귀분석에 반영함으로써 미관측 지역의 기온을 정밀하게 추정하는 기법이다(Kim, Han, et al., 2012; Lee et al., 2014). 임의의 격자점에서 기온 추정치는 다음과 같은 가중 회귀식을 통하여 계산된다(Daly et al., 2002; Hong et al., 2007; Kim, Han, et al., 2012).

$$\hat{Y} = \beta_0 \hat{z} + \beta_1 \quad (1)$$

여기서 \hat{Y} , \hat{z} 는 각각 격자점에서 기온 추정치와 고도, β_0 와 β_1 는 그 격자점에서의 가중 회귀계수를 나타낸다.

각 격자점에서 가중 회귀계수는 다음과 같이 계산된다.

$$\beta_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i (y_i - \bar{y})(z_i - \bar{z})}{\sum_{i=1}^n \omega_i (z_i - \bar{z})^2}, \quad \beta_1 = \bar{y} - \beta_0 \bar{z} \quad (2)$$

$$\bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i y_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i}, \quad \bar{z} = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i z_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i} \quad (3)$$

여기서, n은 영향반경 내의 관측자료의 개수이며, ω_i 는 영향반경 내의 i 번째 관측치에 대한 합성 가중치로서 거리, 고도, 경사향, 해양도에 따라 결정된다. y_i 와 z_i 는 각각 영향반경 내에 존재하는 i 번째 관측지점의 기온과 고도를

나타낸다.

합성 가중치(ω)는 다음과 같이 계산된다.

$$\omega = (F_r \omega(r)^2 + F_z \omega(z)^2)^{1/2} \omega(f) \omega(c) \quad (4)$$

여기서 $\omega(r)$ 은 거리, $\omega(z)$ 는 고도, $\omega(f)$ 는 경사향 그리고, $\omega(c)$ 는 해양도에 대한 가중치를 의미한다. 또한 F_r 과 F_z 는 각각 거리와 고도의 가중치에 대한 중요도를 나타낸다. 각 인자에 대한 가중치 결정 방법은 Kim, Han, et al. (2012)에 자세히 설명되어 있다.

분석에 활용한 격자 기후자료는 공간 해상도에 따라 두 가지로 구분된다. 첫째는 현재 국가표준 기후변화 시나리오의 기본 해상도로 활용되고 있는 1 km 자료이며, 둘째는 지형의 복잡성과 국지적 기상 특성을 더욱 정밀하게 반영하기 위해 상세화된 500 m 자료이다. 500 m 격자는 1 km 격자에 비해 단위 면적당 격자수가 4배 증가하여, 수치표고모델(DEM, Digital Elevation Model)의 지형 기복과 토지 피복 변화를 더 세밀하게 묘사할 수 있다는 장점이 있다. 특히 산악지형이나 해안선이 복잡한 한반도의 지리적 특성상, 해상도의 향상은 고도에 따른 기온 변화와 지표면-대기 간의 상호작용을 물리적으로 더욱 타당하게 재현하는데 기여한다.

미래 기후전망을 분석하기 위해 사용된 시나리오는 PRISM-based Dynamic downscaling Error correction (PRIDE) 기법을 활용한 남한상세(1 km, 500 m) 기후변화 시나리오(2021 ~ 2100년)를 사용하였다. PRIDE 모델은

기후모델의 계통오차를 보정하기 위하여, 모델의 계절 사이클을 관측의 계절 사이클로 대체하는 통계적 상세화 방법이다(Kim and Kim 2018; Kim et al., 2016). PRIDE 모델은 격자형 관측자료와 함께, CORDEX (coordinated Regional Climate Downscaling Experiment) 동아시아 2단계 프로젝트에서 생산된 5종의 지역 기후모델 결과를 입력자료로 활용한다. 5개의 지역 기후모델은 Hadley Centre Global Environmental Model version 3 regional climate model (HadGEM3-RA), Consortium for Small-scale Modeling (COSMO)-Climate Limited-area Modeling (CLM) (CCLM), Weather Research and Forecasting (WRF), Regional Climate Model version 4.0 (RegCM), Global/Regional Integrated Model system (GRIMs)로 구성되어 있다(Davies et al., 2005; Giorgi et al., 2012; Hong et al., 2013; Powers et al., 2017; Rockel et al., 2008). 자세한 설명은 Table 1에 제시하였다.

미래 한반도 극한 기온의 변화양상을 분석하기 위해 두 가지 SSP 시나리오를 선정하였다. 온실가스 저배출 시나리오(SSP1-2.6)는 기후변화 대응 노력을 통해 기온 상승을 최소화함으로써 극한 기온 지수의 변화가 안정화되는 시나리오인 반면 온실가스 고배출 시나리오(SSP5-8.5)는 화석연료 기반의 고성장이 지속되어 임계치를 넘어서 극한 기온 현상이 빈번하게 발생하는 시나리오이다. 특히 고해상도(500 m) 격자 체계하에서 이러한 온실가스 고배출 시나리오가 국지적 지형과 결합할 때, 극한 지수가 1 km 해

상도 대비 얼마나 민감하고 상세하게 나타나는지 분석하였다.

2.3. 격자 자료의 재현 성능 평가

본 연구에서는 격자 자료의 신뢰성을 정량적으로 검증하기 위해서, 기상청 ASOS 및 AWS 605개 지점의 관측자료와 격자 자료를 비교하고 분석하였다. 분석 변수는 일 평균기온, 일 최저기온, 일 최고기온 3종이며, 추가로 각 격자 해상도에서 산출된 극한 기온 지수의 재현 성능을 평가하였다. 극한지 수의 변화를 정량적으로 평가하기 위해서, Expert Team on Climate Change Detection and Indices (ETCCDI)의 극한지수 5종과 국내 특성을 반영하여 정의한 폭염지수를 포함하여 총 6종의 극한 기온 지수를 사용하였다(Table 2).

관측자료와 격자자료 및 극한기온지수를 비교하기 위해, 각 관측소의 위·경도 좌표를 기준으로 1 km 및 500 m 격자에서 가장 인접한 격자점 값을 추출하였다. 또한 격자자료의 재현 성능을 평가하기 위하여 다양한 통계적 지표를 활용하였다. 구체적으로는 관측값과 격자점 간의 선형적 관계를 파악하기 위한 상관계수(Correlation Coefficient), 평균 제곱근 오차(RMSE, Root Mean Square Error)를 통해 격자자료의 전반적인 오차 크기를 정량화하였으며, 결정계수(R^2)를 사용하여 격자자료가 관측자료의 변동성을 얼마나 설명할 수 있는지를 검증하였다(Gupta et al., 2009). 또한 평균 편차를 통해 격자자료가 관측값에 비해 체계적

Table 1. Summary of the RCM configurations

| Model | Vertical layers | Land surface model | Convection scheme | Spectral nudging |
|------------|-----------------|--------------------|-------------------|------------------|
| HadGEM3-RA | 63 eta levels | MOSES II | Revised mass flux | No |
| CCLM | 40 hybrid | TERRA-ML | Tiedtke | Yes |
| WRF | 27 sigma | NOAH | Kain-Fritsch II | Yes |
| GRIMs | 28 sigma | NOAH | SAS + CMT | Yes |
| RegCM | 23 sigma | CLM3.5 | MID-Emanuel | Yes |

Table 2. Climate extreme indices used in this study

| Index Name | Description |
|-------------------------------------|---|
| Number of Heatwave Days (HW) | Days with daily maximum temperature $\geq 33^{\circ}\text{C}$ |
| Tropical Nights (TN) | Day with daily minimum temperature $\geq 25^{\circ}\text{C}$ |
| Frost Days (FD) | Day with daily minimum temperature $< 0^{\circ}\text{C}$ |
| Ice Days (ID) | Day with daily maximum temperature $< 0^{\circ}\text{C}$ |
| Max Daily Maximum Temperature (TXx) | Annual maximum of daily maximum temperature |
| Min Daily Minimum Temperature (TNn) | Annual minimum of daily minimum temperature |

으로 과대 혹은 과소 추정되는 경향을 확인하였다. 이러한 다양한 지표의 활용을 통해 격자자료의 성능을 단일 지표에 의존하지 않고 다면적으로 평가함으로써, 보다 신뢰성 있고 종합적인 성능 검증을 수행하였다. 본 연구에서 사용된 모델 평가 지표의 정의는 아래와 같다.

· **상관계수(Correlation Coefficient, Cor, r)**

상관계수는 예측값(격자값)과 관측값 간의 선형 관계의 강도와 방향을 나타내며, 기온 시계열 등의 패턴 일치도를 평가할 때 사용되며, -1과 1 사이의 값을 가진다. 1에 가까울수록 두 변수가 강한 양의 선형 관계를 갖는 것을 의미한다.

$$Cor = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2)} \sqrt{(\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2)}} \quad (5)$$

· **평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error, RMSE)**

RMSE는 오차의 크기를 나타내는 지표로, 예측값과 관측값의 차이를 제곱하여 평균 낸 후 제곱근을 취한 값으로, 값이 작을수록 예측 성능이 우수한 것이다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad (6)$$

· **편차(Bias)**

BIAS는 예측값과 관측값의 평균적인 차이를 나타낸다. 양수이면 과대 예측(P > O) 경향, 음수이면 과소 예측(P < O) 경향이 있음을 의미하며, 0에 가까울수록 시스템적 편향이 적은 것이다.

$$BIAS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i) \quad (7)$$

· **결정계수(Coefficient of Determination, R²)**

결정계수는 모델이 관측 데이터의 변동성 중 얼마나 많은 부분을 설명하는지를 나타내는 지표이다. 0과 1 사이의 값을 가지며, 1에 가까울수록 모델의 적합도가 높은 것을 의미한다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2} \quad (8)$$

여기서 분자 $\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2$ 는 잔차 제곱합(Sum of Squares Residual, SSR)을, 분모 $\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2$ 는 총제곱합(Sum of Squares Total, SST)을 의미한다.

3. 연구 결과

본 연구에서는 수치고도모델(DEM)의 해상도가 기후변수 재현성에 미치는 영향을 분석하기 위해 500 m 자료와 1 km를 500 m 격자로 선형보간 한 자료를 비교 분석하였다(Fig. 2). 전반적인 고도 분포의 공간패턴은 두 격자 체계에서 유사하게 나타났다. 그러나 태백산맥과 소백산맥 등 험준한 산악지형에서는 뚜렷한 차이가 나타났다. 공간적 오차 분포를 살펴보면, 산맥의 주 능선을 따라 양의 편차가 지배적으로 나타나는 것을 알 수 있다. 분석결과 전체 영역의 51%에서 500 m 자료가 보간된 고도 자료보다 고도가 높은 것으로 나타났다(Fig. 2a). 이는 1 km 해상도의 격자가 고산지대의 정점(Peak) 높이를 충분히 반영하지 못하고 주변지역과 평균화면서 발생하는 현상이다(Fig. 2c). 반면, 계곡 등에서는 실제보다 고도가 높게 추정되는 영역이 46.7%로 나타나 저해상도 자료를 사용할 경우 지형의 기복이 실제보다 완만하게 나타나는 것을 확인하였다. 이러한 해상도 오차는 고도가 높아질수록 더욱 심화되는 경향을 보인다. 고도 구간별 오차 분포(Fig. 2d)에서 알 수 있듯이, 해안 및 평지(0 ~ 200 m)에서는 두 데이터 간의 차이가 작아서 안정적인 일치도를 보였다.

그러나 고도가 높아질수록 오차의 변동 폭이 급격히 확대되는데, 이는 고지대일수록 보간된 자료가 지형의 실질적인 기복을 재현하는 능력이 감소함을 시사한다. 이와 같은 고도 구간별 지형 재현성의 차이는 단순히 수치적 오차에 그치지 않고, 지표면 기온의 공간 분포 및 극한 기온 현상의 탐지 능력에 직접적인 영향을 미친다. 지형적 정밀도 차이가 실제 기온분포와 극한기온지수의 산출결과에 미치는 정량적 영향을 파악하고, 기후자료의 신뢰성을 확보하기 위한 추가적인 비교 검증이 필요하다. 따라서, 지형정보의 해상도 차이가 실제 지표 기온분포와 주

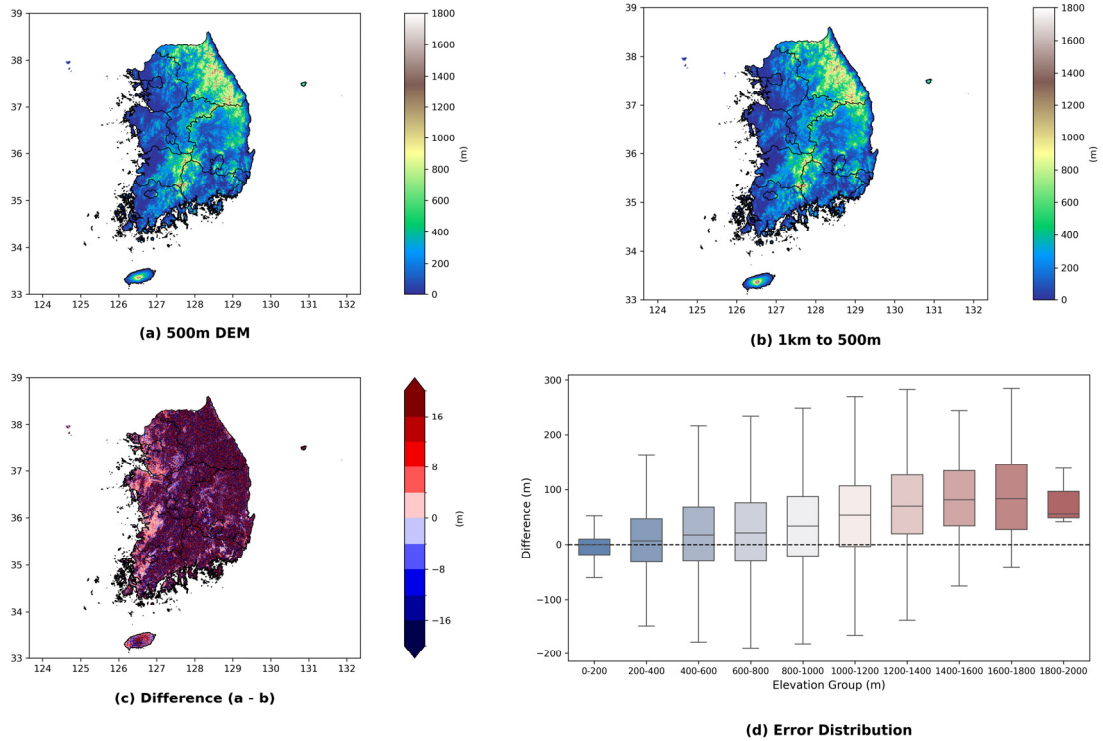


Fig. 2. Comparison of Digital Elevation Models (DEMs) and analysis of resolution-induced bias. (a) 500 m resolution DEM; (b) 1 km resolution DEM resampled to 500m grid using bilinear interpolation; (c) Spatial distribution of elevation difference ((a)-(b)); (d) Box-and-whisker plot showing the distribution of elevation errors across 200 m elevation intervals

요 극한기온지수의 산출 결과에 어떠한 정량적 차이를 야기하는지 비교 검증하고자 한다.

본 연구에서는 대한민국 전역의 관측지점을 대상으로 일평균기온 모의 성능을 비교분석하였다. 분석결과, 500 m 해상도 자료는 1 km 자료에 비해 모든 통계 지표에서 우수한 성능을 보였다(Fig. 3). 특히 평균 제곱근 오차(RMSE)의 경우, 1 km 자료의 전국 평균값인 0.63℃에서 500 m 자료는 0.33℃로 감소하였다. 비록 RMSE의 절대적인 개선 폭이 0.1~0.3℃ 내외로 수치상 작아 보일 수 있으나, 이는 표준 기온감률(0.65℃/100 m)로 환산할 경우 15~46 m의 고도 보정효과가 나타났다. 이는 복잡한 지형에서 격자 해상도의 차이가 물리적으로 유의미한 지표 기온 재현성의 차이에 반영된다는 것을 의미한다.

공간 분포 측면에서, 1 km 자료는 산악지형을 포함한 고지대에서 뚜렷한 온난 편차를 나타낸다. 일평균 기온의 편차 분포(Fig. 3c, d)를 보면, 1 km 모델은 산악지형을 포함한 고지대에서 뚜렷한 양(+)의 편차를 나타내는 경향이 있다. 또한 1 km 자료에서 공통으로 나타났던 연중 약

-0.07~ -0.09℃의 한랭 편차가 500 m 자료에서는 0.01℃ 내외로 개선되었다. 이는 저해상도 격자 내에서 실제 고도보다 지형이 낮게 평활화(Smoothing)되어 발생하는 계통적 오차로 판단된다. 반면, 500 m 모델은 상대적으로 관측 고도와 모델 고도 간의 일치도가 높아짐에 따라 이러한 온난 편향이 유의미하게 완화되는 결과를 보였다. 상관계수와 결정계수 또한 500 m 모델에서 향상된 수치를 기록하였다(Fig. 3e, f). 특히 복잡한 지형에서의 일평균기온은 국지적 고도 변화에 민감하게 반응하는데, 500 m 해상도는 이러한 미세 지형에 의한 기온 변동성을 1 km보다 효과적으로 재현하여 실제 관측값과의 선형적 일치도를 높인 것으로 분석되었다.

이러한 해상도 향상에 따른 오차 개선 효과는 일 평균기온뿐만 아니라 일 최저기온 및 일 최고기온에서도 일관되게 나타났다. 두 변수 모두 500 m 해상도에서 RMSE가 감소하고 결정계수가 향상되었다. 또한 일평균 기온과 유사한 통계적 경향성을 보였으며, 특히 고지대에서의 온난 편향 완화 효과가 공통으로 확인되었다.

**Spatial Performance Comparison: 500m vs 1km
Variable: TAVE (2000-2019)**

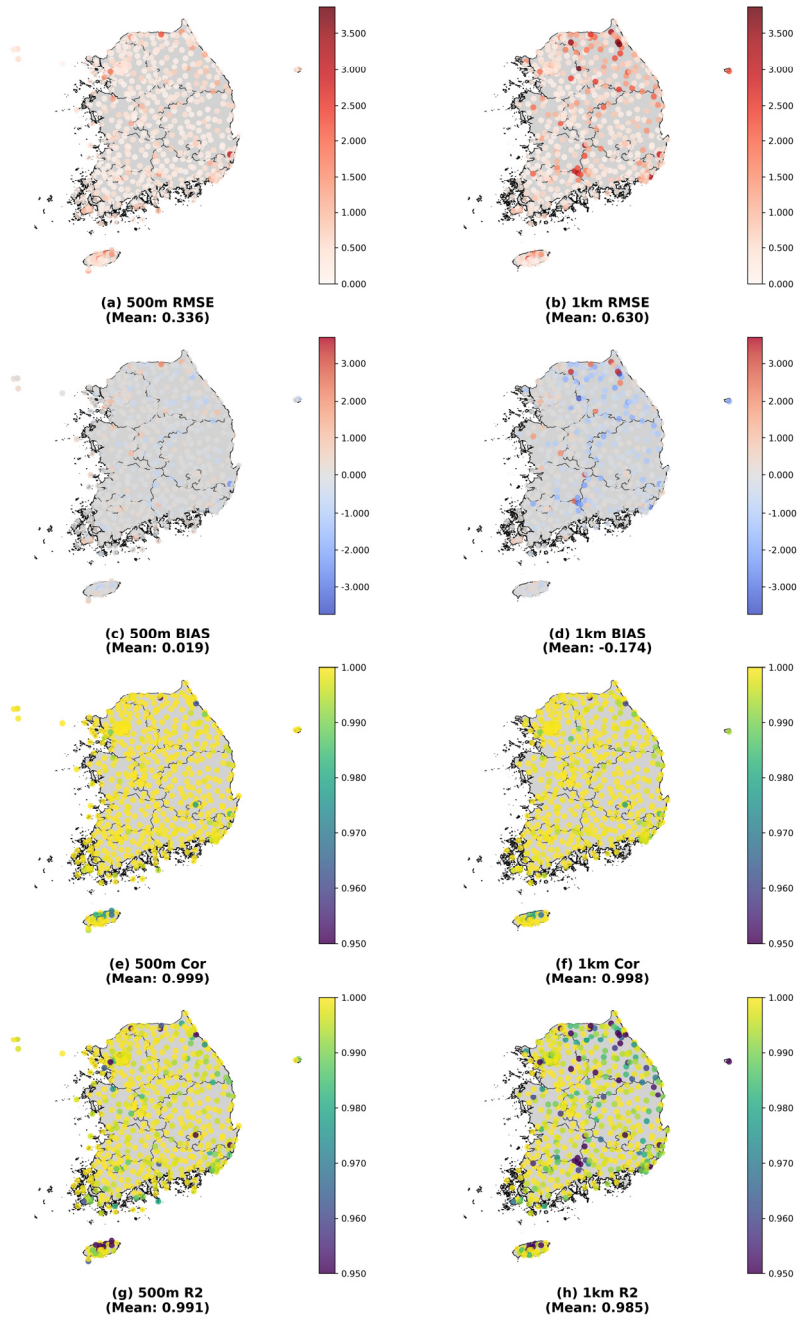


Fig. 3. Spatial distribution of statistical performance for daily mean temperature across South Korean (2000 ~ 2019). The left column (a, c, e, g) presents the results for the 500 m resolution model, while the right column (b, d, f, h) shows the 1 km resolution model. The rows from top to bottom correspond to RMSE, BIAS, Correlation (Cor), and R-squared (R^2), respectively. Values in parentheses in each panel title indicate the domain-wide average calculated from all observation stations

Table 3은 해상도에 따른 오차 개선 효과를 정량적으로 평가하기 위해서, 1 km 자료 대비 500 m 자료의 RMSE 검증 결과를 나타낸 것이다. 개선율(Improvement Rate, %)은 RMSE의 저감 비율로 정의하였다. 개선율은 아래와 같은 식을 통해 산출하였다.

$$\text{개선율 (Improvement Rate(\%))} = \tag{9}$$

$$\frac{\text{RMSE}_{1\text{km}} - \text{RMSE}_{500\text{m}}}{\text{RMSE}_{1\text{km}}} \times 100$$

500 m 모델은 1 km 모델 대비 연중 뚜렷한 RMSE 감소 효과를 보였다. 개선율(Improvement)에서, 평균기온은 약 29.8%, 최고기온과 최저기온은 각각 29.7%, 23.4%의 RMSE 감소율을 기록하며 모의 정밀도가 대폭 향상되었다. 특히 여름철(6~8월)과 봄철(3~5월) 및 가을철(9~11월)에 개선 폭이 두드러졌다. 최저기온의 경우 기온 변동성이 큰 7월(28.2%)과 8월(27.2%)에 최대 개선율을 보였으며, 평균기온은 7월(31.1%), 최고기온은 11월(33.9%)과 10월(32.0%)에 오차가 가장 많이 감소하였다.

이는 500 m 해상도의 미세 지형 정보가 복잡 지형 내의 기온감률과 국지적 열수지 변화를 더 세밀하게 반영하였음을 의미한다. 따라서 격자 해상도가 조밀해짐에 따라 모델 격자의 대표 고도와 실제 관측소 고도 사이의 수직

적 불일치가 최소화되어, 지형에 따른 기온 연직 분포를 물리적으로 더욱 타당하게 모의하였다.

이러한 결과들은 기온의 단순 평균값과 더불어 임계값을 기준으로 산출하는 극한 기후지수의 신뢰도 향상으로 직결된다(Fig. 4). 특히 고도 편차에 민감한 저온 관련 지수에서 그 효과가 뚜렷하게 나타난다. 고도가 높은 산간 지역일수록 1 km 모델은 실제 지형을 평탄화하여 고도를 낮게 산출하는 경향이 있다. 이는 해당 지역의 최고기온을 관측지보다 높게 모의하는데, 500 m 모델은 이러한 고도 오차를 해소함으로써 서리일수와 결빙일수의 과소 추정 문제를 유의미하게 보정하였다. 실제로 연 최고기온이 관측값에 극도로 근접하게 개선된 것은 세밀화된 지형정보의 영향에 의한 것이다. 반면, 폭염이나 열대야 지수에서는 저온 지수에 비해 개선 폭이 상대적으로 작게 나타난다. 이는 고온 지수의 경우 단순한 수직 구도뿐만 아니라, 지역의 복사 특성 등 복합적인 기상인자가 작용했기 때문이다. 결과적으로 500 m 격자의 기온자료는 음의 편차를 제거함과 동시에, 지형 복잡도가 높은 우리나라 환경에서 겨울철 극한 사상의 모의 능력을 증가시켰다. 이러한 결과들은 기상재해 대응을 위한 격자형 기후 정보로서 1 km 자료보다 실용적 가치를 지닐 것으로 판단된다.

현재 기후 재현의 예측성 향상은 미래 기후변화 시나리오 분석에 있어 모델간 변동성을 줄이고, 정밀한 전망을 가능하게 하는 기반이 된다. 검증된 500 m 격자 자료를 활용

Table 3. Monthly statistical comparison of 500 m and 1 km resolution data for daily mean (Tmean), maximum (Tmax), minimum (Tmin) temperatures (2000~2019) The 'Improvement' indicates the RMSE reduction rate of the 500 m data compared to the 1 km data

| Month | RMSE_Tmean | | | RMSE_Tmax | | | RMSE_Tmin | | |
|-------|------------|-------|---------|-----------|-------|--------|-----------|-------|---------|
| | 500 m | 1 km | Improv. | 500 m | 1 km | Imp | 500 m | 1 km | Improv. |
| Jan | 0.469 | 0.659 | 28.9% | 0.468 | 0.695 | 32.60% | 0.617 | 0.794 | 22.30% |
| Feb | 0.451 | 0.645 | 30.1% | 0.472 | 0.697 | 32.30% | 0.594 | 0.771 | 22.90% |
| Mar | 0.452 | 0.650 | 30.4% | 0.504 | 0.726 | 30.60% | 0.591 | 0.762 | 22.40% |
| Apr | 0.433 | 0.618 | 29.9% | 0.526 | 0.725 | 27.50% | 0.59 | 0.751 | 21.50% |
| May | 0.425 | 0.601 | 29.3% | 0.549 | 0.738 | 25.60% | 0.547 | 0.703 | 22.30% |
| Jun | 0.422 | 0.612 | 31.0% | 0.546 | 0.746 | 26.80% | 0.488 | 0.654 | 25.40% |
| Jul | 0.414 | 0.601 | 31.1% | 0.530 | 0.736 | 27.90% | 0.421 | 0.587 | 28.20% |
| Aug | 0.419 | 0.610 | 31.4% | 0.520 | 0.736 | 29.40% | 0.443 | 0.608 | 27.20% |
| Sep | 0.423 | 0.607 | 30.3% | 0.491 | 0.709 | 30.80% | 0.504 | 0.663 | 24.00% |
| Oct | 0.446 | 0.616 | 27.6% | 0.463 | 0.681 | 32.00% | 0.597 | 0.752 | 20.50% |
| Nov | 0.456 | 0.635 | 28.2% | 0.442 | 0.669 | 33.90% | 0.609 | 0.772 | 21.10% |
| Dec | 0.46 | 0.650 | 29.3% | 0.451 | 0.678 | 33.40% | 0.590 | 0.769 | 23.30% |
| AVE | 0.439 | 0.625 | 29.8% | 0.497 | 0.706 | 29.70% | 0.549 | 0.716 | 23.40% |

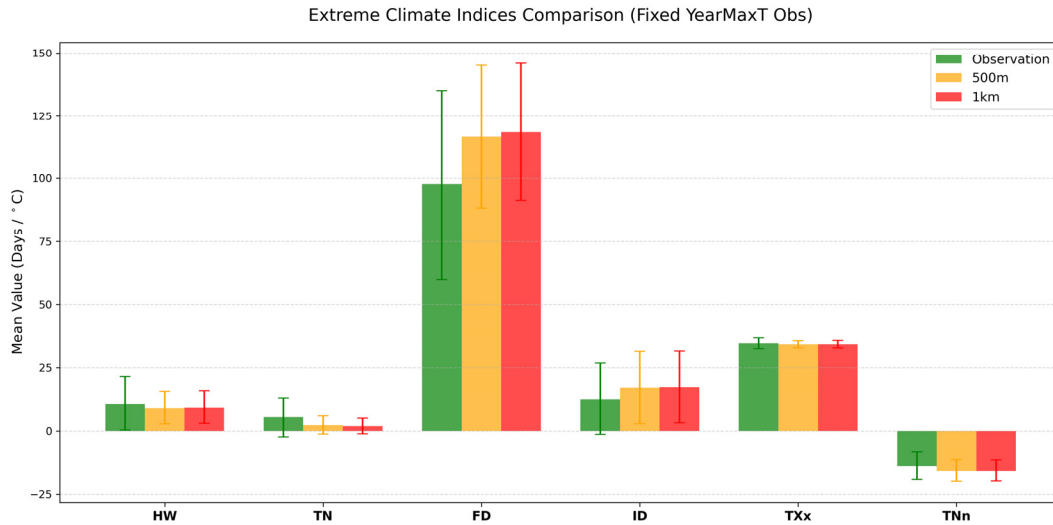


Fig. 4. Validation of extreme climate indices across observation and model resolutions (500 m, 1 km). The bars represent the mean values and standard deviations for observations (green), 500 m (yellow), and the 1 km model (red)

Table 4. Comparison of Extreme climate indices between 500 m and 1 km resolutions under SSP1-2.6 and SSP5-8.5 scenarios. Values are presented as the ensemble mean of five RCMs with the inter-model standard deviation shown in parentheses

| Index | Res. | SSP126 | SSP126 | SSP585 | SSP585 |
|----------------------|-------|----------------|----------------|----------------|---------------|
| | | (2021 ~ 2050) | (2071 ~ 2100) | (2021 ~ 2050) | (2071 ~ 2100) |
| FD (days) | 500 m | 99.46 (±2.15) | 89.81 (±2.90) | 95.23 (±1.83) | 58.20 (±1.68) |
| | 1 km | 101.30 (±2.21) | 91.56 (±2.94) | 97.06 (±1.89) | 59.63 (±1.72) |
| | Diff | ▼ 1.84 | ▼ 1.75 | ▼ 1.83 | ▼ 1.42 |
| TR (days) | 500 m | 16.96 (±1.62) | 20.03 (±2.31) | 18.39 (±2.24) | 58.83 (±5.29) |
| | 1 km | 16.76 (±1.63) | 19.68 (±2.24) | 18.15 (±2.23) | 59.26 (±5.34) |
| | Diff | ▲ 0.20 | ▲ 0.35 | ▲ 0.24 | ▼ 0.43 |
| HW (days) | 500 m | 20.85 (±5.21) | 25.94 (±6.74) | 24.46 (±6.26) | 76.01 (±9.69) |
| | 1 km | 21.11 (±4.87) | 26.46 (±6.79) | 24.94 (±6.24) | 76.41 (±9.89) |
| | Diff | ▼ 0.26 | ▼ 0.52 | ▼ 0.48 | ▼ 0.40 |
| ID (days) | 500 m | 13.47 (±1.49) | 11.00 (±1.37) | 10.23 (±1.26) | 2.57 (±0.84) |
| | 1 km | 13.70 (±1.51) | 11.33 (±1.33) | 10.48 (±1.28) | 2.63 (±0.85) |
| | Diff | ▼ 0.23 | ▼ 0.34 | ▼ 0.26 | ▼ 0.06 |
| Tmax yearmax (°C) | 500 m | 37.27 (±1.18) | 37.42 (±1.30) | 37.66 (±1.45) | 41.99 (±2.30) |
| | 1 km | 38.02 (±1.95) | 38.42 (±1.90) | 38.62 (±1.71) | 43.40 (±3.32) |
| | Diff | ▼ 0.75 | ▼ 1.00 | ▼ 0.96 | ▼ 1.41 |
| Tmin yearmin (°C) | 500 m | -14.92 (±0.90) | -13.86 (±0.81) | -14.00 (±0.82) | -9.22 (±0.56) |
| | 1 km | -15.13 (±0.89) | -14.08 (±0.82) | -14.21 (±0.83) | -9.42 (±0.55) |
| | Diff | ▲ 0.21 | ▲ 0.22 | ▲ 0.21 | ▲ 0.20 |

하여, SSP 시나리오(SSP1-2.6 및 SSP5-8.5)에 따른 21세기 말까지의 한반도 극한기후 지수 변화추이를 분석하였다.

Table 4는 해상도 정밀화가 기온 관련 극값 지수에 미치는 영향과 시나리오별 미래변화 강도를 정량적으로 나타낸 것이다. SSP1-2.6 및 SSP5-8.5 시나리오 하에서 21세기 초반(2021~2050년)과 후반(2071~2100년)의 극한기후 지수 변화를 500 m와 1 km 해상도별로 제시하였다. 모든 수치는 5개 지역 기후모델(CCLM, GRIMs, HadGEM3-RA, RegCM, WRF)의 앙상블 평균값이며, 괄호 안의 표준편차(\pm SD)는 모델 간의 모의 변동성을 의미한다.

전반적으로 500 m 고해상도 시나리오는 1 km 대비 지형적 특성을 더 상세하게 반영함으로써 기온 극값의 보정 효과를 나타낸다. 해상도가 높아짐에 따라 결빙일수(FD)와 얼음일수(ID)는 감소하는 경향을 보였으며, 연 최저기온 극값(TNn)은 약 0.2°C 상승하였다. 열대야 일수(TR)는 해상도 간 차이가 매우 미미했으나, 폭염일수(HW)와 연 최고기온 극값(TXx)은 500 m 해상도에서 1 km 대비 뚜렷하게 감소하였다. 특히 연 최고기온 극값의 경우 최대 1.4°C의 차이를 보여, 고해상도 지형정보가 하계 고온 극값 모의의 정밀도를 높이는데 기여했음을 알 수 있다. 미래 시나리오에 따른 극한지수 전망 결과, 온실가스 저감 정책의 실현 여부에 따라 한반도 기후 환경의 변화 폭은 극명한 차이를 보였다.

온실가스 고배출 시나리오(SSP5-8.5) 하에서는 21세기 후반 결빙일수와 열대야 일수(TR) 모두 약 59일이 전망되었고, 온실가스 저배출 시나리오(SSP1-2.6) 환경에서는 21세기 후반에도 FD가 약 90일 내외를 유지하고 TR 또한 약 20일 수준으로 전망되었다. 즉 탄소 중립 정책이 여름철 및 겨울철 극한 기상재해의 빈도를 억제하는 데 결정적인 역할을 수행할 것으로 보인다.

시나리오별 비교에서는 SSP1-2.6보다 SSP5-8.5에서, 그리고 21세기 후반부로 갈수록 모든 기온 극한 지수의 변화 폭이 급격히 확대되었다. 온실가스 저배출 시나리오의 경우, 해상도 차이에 따른 지수별 차이는 온실가스 고배출 시나리오와 유사한 규모와 방향으로 전망되었다. 폭염일수(HW)는 21세기 후반(2071~2100)에도 약 25일 내외를 기록하여 온실가스 고배출 시나리오(약 76일)와 비교해 현저히 완만한 증가세를 보였다. 또한 열대야 지수는 후반기 평균 약 20일 수준으로 전망되어, 극단적인 여름철 기상재해의 빈도가 일정 수준 제어될 수 있을 것으로 보인다.

본 연구에서 주목할 만한 점은, 시나리오별 온난화 강

도의 큰 격차에도 불구하고 해상도 차이에 따른 극한지수 보정 효과는 일관된 규모로 유지되었다는 것이다. 시나리오와 관계없이 500 m 해상도에서 연 최저기온 극값이 약 0.20~0.22°C 높게 보정되었으며, 연 최고기온 극값 또한 온실가스 저배출 시나리오(-1.00°C)와 온실가스 고배출 시나리오(-1.41°C) 모두에서 1 km 대비 1°C 이상의 뚜렷한 하향 보정 경향을 유지하였다. 이는 기온의 절대적인 수치가 온실가스 강제력에 의해 결정되더라도, 국지적 지형 효과에 의한 기온보정 효과는 시나리오의 종류와 독립적으로 작동하는 고유한 과정임을 입증한다.

이러한 결과는 저해상도 격차가 간과할 수 있는 국지적 기후 특성을 포착하기 위해 초고해상도 자료가 필수적임을 의미한다. 특히 고온 극값에서 나타나는 1°C 이상의 해상도 간 차이는, 향후 폭염 및 한파 등 극단적 기상재해에 대한 적응 대책 수립시 저해상도 모델이 가질 수 있는 과대 또는 과소 모의 편향을 고해상도 시나리오가 효과적으로 보정할 수 있음을 보여준다.

따라서 미래 기후 변화 적응 계획은 거시적인 기온 상승 경향성뿐만 아니라, 복잡한 지형 환경을 정밀하게 반영한 고해상도 수치모의 정보를 통합적으로 고려하여 수립되어야 한다.

4. 요약 및 결론

본 연구는 한반도의 복잡한 지형 환경을 반영하여 미래 기후전망의 정교함을 높이고자, 관측 기간(2000~2019년)의 재현 성능 검증과 SSP 시나리오별 미래(2071~2100년) 극한기후 전망에 있어 1 km와 500 m 해상도 격차 체계가 미치는 영향을 상세히 분석하였다. 주요 연구 결과는 다음과 같다.

첫째, 관측 기간(2000~2019년) 분석을 통해 500 m 고해상도 격차 체계를 통해 지형효과를 높임으로써, 복합 지형에서의 국지적 기온 변동성에 대한 모의 신뢰도를 확인하였다. ASOS 및 AWS 관측자료와 비교 분석한 결과, 500 m 해상도는 1 km 해상도 대비 관측지점의 실제 고도를 더욱 정밀하게 반영함으로써 단일감률에 따른 기온 하강 및 지형에 의한 국지적 기온 변동성을 효과적으로 모의하였다. 특히 지형이 복잡한 산악 지역과 분지 지역에서 1 km 모델이 가질 수 있는 계통적 편차를 유의미하게 감소시켰으며, 이는 고해상도 격차 체계가 지형고도에 따른 기온 변화를 보다 정밀하게 반영함으로써 재현 성능을 향상시키는 데 기여하였음을 의미한다.

둘째, 초고해상도 격자 체계를 통한 수치 모의의 안정성 확인하였다. 격자 해상도가 500 m로 정교화됨에 따라 모델 간 표준편차가 감소하는 경향을 보였으며, 이는 해상도의 향상이 모델 간 변동성을 완화하고 결과의 일관성을 높였음을 의미한다. 특히 저해상도 격자에서 나타날 수 있는 수치적 이상치를 고해상도 시뮬레이션이 효과적으로 보정함으로써 미래 전망자료의 신뢰도를 제고하였다.

셋째, 시나리오의 온난화 강도와 무관하게 작동하는 ‘해상도별 보정 효과의 일관성’을 규명하였다. 연구의 핵심 발견은 해상도 간 격차(500 m vs 1 km)에 따른 기온 보정값이 시나리오와 관계없이 매우 유사한 규모로 유지되었다는 점이다. 하계 연 최고기온 극값은 두 시나리오 모두에서 1 km 대비 1°C 이상의 뚜렷한 하향 보정(-1.00 ~ -1.41°C)을 보였고, 동계 연 최저기온 극값 또한 약 0.20 ~ 0.22°C 내외의 일관된 상향 보정 경향을 유지하였다. 이는 기온의 절대적 수치는 시나리오에 의해 결정되더라도, 국지적 지형 피드백에 의한 기온보정 과정은 지형의 물리적 특성을 반영한 고유한 프로세스임을 의미한다.

넷째, 신뢰도가 검증된 자료를 바탕으로 해석한 시나리오별 미래 전망에서는 온실가스 저감 정책에 따른 극한지수의 뚜렷한 대조를 확인하였다. 21세기 후반 전망 결과, 온실가스 고배출 시나리오 하에서는 열대야 일수(TR)가 약 59일에 육박하고 결빙일수(FD)가 60일 이하로 급감하는 등 한반도의 기온 환경이 현재와 크게 다른 온난한 기후 특성으로 변화할 가능성을 시사한다. 반면, 온실가스 저배출 시나리오에서는 TR이 약 20일 수준으로 억제되고 FD가 90일 내외를 유지하여, 탄소 중립 정책이 미래 극한 기상재해의 빈도와 강도를 제어하는 데 결정적인 역할을 수행하는 것을 확인하였다.

본 연구는 과거 재현 성능의 향상이 미래 시나리오의 신뢰도로 직결되는 것을 확인하였으며, 이는 복잡한 지형 환경을 정밀하게 반영한 고해상도 정보(Resolution Effect)가 미래 기후전망의 모델 간 변동성을 줄이는 요소 중의 하나임을 증명하였다. 본 연구 결과는 향후 지자체 단위의 정밀한 기상재해 리스크 평가 및 신뢰도 높은 지역 맞춤형 기후 변화 대응 전략 수립을 위한 핵심 자료로 활용될 수 있을 것이다.

사사

이 연구는 기상청 아태 기후정보서비스 및 연구개발

(KMA2013-03410)의 지원으로 수행되었습니다.

Reference

- Ahn JB, Hur J, Lim AY. 2014. Estimation of fine-scale daily temperature with 30m-resolution using prism. *Atmosphere* 24(1): 101-110. doi: 10.14191/Atmos.2014.24.1.101
- Choi G. 2024. Projections of changes in high exposure hot spots of extreme climate events in South Korea in the 21st century under SSP scenarios. *J Clim Res* 19(4): 181-198. doi: 10.14191/Atmos.2014.24.1.101
- Daly C, Gibson WP, Taylor GH, Johnson GL, Pasteris PP. 2002. A knowledge-based approach to the statistical mapping of climate. *Clim Res* 22: 99-113. doi: 10.3354/cr022099
- Davies T, Cullen MJP, Malcolm AJ, Mawson MH, Staniforth A, White AA, Wood N. 2005. A new dynamical core for the Met Office's global and regional modelling of the atmosphere. *Q J R Meteorol Soc* 131(608): 1759-1782. doi: 10.1256/qj.04.101
- Fan LJ, Yan ZW, Chen D, Li Z. 2023. Assessment of total and extreme precipitation over central Asia via statistical downscaling: Added value and multi-model ensemble projection. *Adv Clim Change Res* 14(1): 62-76. doi: 10.3724/SP.J.1248.2025.062
- Giorgi F, Coppola E, Solmon F, Mariotti L, Sylla MB, Bi X, Elguindi N, Diro GT, Nair V, Giuliani G, et al. 2012. RegCM4: Model description and preliminary tests over multiple CORDEX domains. *Clim Res* 52: 7-29. doi: 10.3354/cr01018
- Gupta HV, Kling H, Yilmaz KK, Martinez GF. 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *J Hydrol* 377(1-2): 80-91. doi: 10.1016/j.jhydrol.2009.08.003
- Hong KO, Suh MS, Rha DK, Chang DH, Kim C, Kim MK. 2007. Estimation of high resolution gridded temperature using GIS and PRISM (in Korean). *Atmosphere* 17(3): 255-268. doi: 10.14191/Atmos.2007.

- 17.3.255
- Hong SY, Park H, Cheong HB, Kim JEE, Koo MS, Jang J, Ham S, Hwang SO, Park BK, Chang EC, et al. 2013. The global/regional integrated model system (GRIMs). *Asia-Pac J Atmos Sci* 49(2): 219-243. doi: 10.1007/s13143-013-0023-0
- 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, Zhai P, Pirani A, Connors SL, Péan C, Berger S, Caud N, Chen Y, Goldfarb L, Gomis MI, Huang M, Leitzell K, Lonnoy E, Matthews JBR, Maycock TK, Waterfield T, Yelekçi O, Yu R, Zhou B (eds)]. Cambridge, UK and New York, NY: Cambridge University Press, In press. doi: 10.1017/9781009157896
- IPCC. 2023. Summary for policymakers. In: Climate change 2023: Synthesis report. Contribution of working groups I, II and III to the sixth assessment report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, Lee H, Romero J (eds.)]. Geneva, Switzerland: IPCC. p. 1-34. doi: 10.59327/IPCC/AR6/9789291691647.001
- Kim JP, Kim G, Lee WS. 2012. Estimation of monthly areal precipitation using daymet and PRISM (in Korean). *J Korean Soc Hazard Mitigation* 12(5): 83-90. doi: 10.9798/KOSHAM.2012.12.5.083
- Kim JU, Kim TJ, Kim DH, Byun YH, Chang EC, Cha DH, Ahn JB, Min SK. 2022. Performance evaluation and future projection of East Asian climate using SSP scenario-based CORDEX-East Asia phase 2 Multi-RCM simulations. *J Clim Change Res* 13(3): 339-354. doi: 10.15531/KSCCR.2022.13.3.339
- Kim JU, Kim TJ, Kim DH, Shim JK, Byun YH. 2024. Classification of climate zones and future projections of regional climate based on high-resolution scenarios over South Korea (in Korean with English abstract). *J Clim Change Res* 15(6): 1233-1244. doi: 10.15531/KSCCR.2024.15.6.1233
- Kim JU, Sang J, Kim MK, Byun YH, Kim DH, Kim TJ. 2022. Future climate projection in South Korea using the high-resolution SSP scenarios based on statistical downscaling. *J Clim Res* 17(2): 89-106. doi: 10.14383/cri.2022.17.2.89
- Kim MK, Han MS, Jang DH, Baek SG. 2012. Production technique of observation grid data of 1km resolution (in Korean with English abstract). *J Clim Res* 7(1): 55-68.
- Kim MK, Kim S, Kim JU, Heo J, Park JS, Kwon WT, Suh MS. 2016. Statistical downscaling for daily precipitation in Korea using combined PRISM, RCM, and quantile mapping: Part 1, methodology and evaluation in historical simulation. *Asia-Pac J Atmos Sci* 52(2): 79-89. doi: 10.1007/s13143-016-0010-3
- Kim S, Kim MK. 2018. Verification of PRIDE model version 2.0 (in Korean with English abstract). *J Clim Res* 13(1): 71-86. doi: 10.14383/cri.2018.13.1.71
- Kim ST, Lee WS, Jung IW, Han JM, Byun YH, Kim JU. 2023. Change in extreme precipitation by watersheds of South Korea under future shared socio-economic pathway (SSP) scenarios. *J Clim Change Res* 14(2): 83-93. doi: 10.15531/KSCCR.2023.14.2.083
- Lee J, Ahn JB, Jeong H-G. 2016. A study on the method for estimating the 30 m-resolution daily temperature extreme value using PRISM and GEV method (in Korean with English abstract). *Atmosphere* 26: 697-709. doi: 10.14191/Atmos.2016.26.4.697
- Lee WS, Chun JA, Kang K. 2014. Development and application of GIS-based PRISM integration through a plugin approach. *J Hydrol* 513: 58-67. doi: 10.1016/j.jhydrol.2014.03.029
- Powers JG, Klemp JB, Skamarock WC, Davis CA, Dudhia J, Gill DO, Coen JL, Gochis DJ, Ahmadov R, Peckham SE, et al. 2017. The weather research and forecasting model: Overview, system efforts, and future directions. *Bull Am Meteorol Soc* 98(8): 1717-1737. doi: 10.1175/BAMS-D-15-00308.1
- Qiu Y, Feng J, Yan Z, Wang J, Li Z. 2021. High-resolution dynamical downscaling for regional climate projection in Central Asia based on

- bias-corrected multiple GCMs. *Clim Dyn* 58: 777-791.
doi: 10.1007/s00382-021-05934-2
- Reder A, Fedele G, Manco I, Mercogliano P. 2025. Estimating pros and cons of statistical downscaling based on EQM bias adjustment as a complementary method to dynamical downscaling. *Sci Rep* 15: 621. doi: 10.1038/s41598-025-00921-9
- Rockel B, Will A, Hense A. 2008. The regional climate model COSMO-CLM (CCLM). *Meteorologische Zeitschrift* 17(4): 347-348. doi: 10.1127/0941-2948/2008/0309
- Tefera GW, Ray RL, Wootten AM. 2024. Evaluation of statistical downscaling techniques and projection of climate extremes in Central Texas, USA. *Weather Clim Extremes* 43: 100637. doi: 10.1016/j.wace.2024.100637
- Wilby RL, Basarin B, Boateng D, Josić M. 2025. A workflow for benchmarking added value by new statistical downscaling methods. *J Extreme Events*: 2540002. doi: 10.1142/S2345737625400020