Atmosphere. Korean Meteorological Society
Vol. 29, No. 5 (2019) pp. 671-687
https://doi.org/10.14191/Atmos.2019.29.5.671
pISSN 1598-3560 eISSN 2288-3266

기 술 노 트
(Technical Note)

PNU CGCM-WRF Chain을 이용한 남한 지역 폭염 장기 계절 예측성 평가

김영현[1)] · 김응섭[1)] · 최명주[1)] · 심교문[2)] · 안중배[1)]*
[1)]부산대학교 지구환경시스템학부, [2)]농촌진흥청 국립농업과학원

(접수일: 2019년 9월 5일, 수정일: 2019년 12월 18일, 게재확정일: 2019년 12월 19일)

Evaluation of Long-Term Seasonal Predictability of Heatwave over South Korea Using PNU CGCM-WRF Chain

Young-Hyun Kim[1)], Eung-Sup Kim[1)], Myeong-Ju Choi[1)], Kyo-Moon Shim[2)], and Joong-Bae Ahn[1)]*

[1)]Division of Earth Environmental System, Pusan National University, Busan, Korea
[2)]National Academy of Agricultural Science, RDA, Wanju, Korea

(Manuscript received 5 September 2019; revised 18 December 2019; accepted 19 December 2019)

Abstract This study evaluates the long-term seasonal predictability of summer (June, July and August) heatwaves over South Korea using 30-year (1989~2018) Hindcast data of the Pusan National University Coupled General Circulation Model (PNU CGCM)-Weather Research and Forecasting (WRF) chain. Heatwave indices such as Number of Heatwave days (HWD), Heatwave Intensity (HWI) and Heatwave Warning (HWW) are used to explore the long-term seasonal predictability of heatwaves. The prediction skills for HWD, HWI, and HWW are evaluated in terms of the Temporal Correlation Coefficient (TCC), Root Mean Square Error (RMSE) and Skill Scores such as Heidke Skill Score (HSS) and Hit Rate (HR). The spatial distributions of daily maximum temperature simulated by WRF are similar overall to those simulated by NCEP-R2 and PNU CGCM. The WRF tends to underestimate the daily maximum temperature than observation because the lateral boundary condition of WRF is PNU CGCM. According to TCC, RMSE and Skill Score, the predictability of daily maximum temperature is higher in the predictions that start from the February and April initial condition. However, the PNU CGCM-WRF chain tends to overestimate HWD, HWI and HWW compared to observations. The TCCs for heatwave indices range from 0.02 to 0.31. The RMSE, HR and HSS values are in the range of 7.73 to 8.73, 0.01 to 0.09 and 0.34 to 0.39, respectively. In general, the prediction skill of the PNU CGCM-WRF chain for heatwave indices is highest in the predictions that start from the February and April initial condition and is lower in the predictions that start from January and March. According to TCC, RMSE and Skill Score, the predictability is more influenced by lead time than by the effects of topography and/or terrain feature because both HSS and HR varies in different leads over the whole region of South Korea.

Key words: PNU CGCM, WRF, dynamical downscaling, prediction skill, heatwave

*Corresponding Author: Joong-Bae Ahn, Division of Earth Environmental System, Pusan National University, Busandaehak-ro 63beon-gil 2, Geumjeong-gu, Busan 46241, Korea.
Phone: +82-51-514-1932, Fax: +82-51-514-1932
E-mail: jbahn@pusan.ac.kr

1. 서 론

최근 지구온난화에 따른 급격한 기후변화로 인해 전세계적으로 폭염, 한파, 폭설, 집중호우, 가뭄 등 이상기후현상(extreme events)의 강도와 빈도가 증가하고 있다(Lee and Lee, 2016; Im et al., 2017). 한반도 역시 이러한 이상기후 현상들이 빈번하게 나타나고 있는데, 특히 2018년에는 장마기간이 1973년 이후 두 번째로 짧았고 또한 티벳고기압과 북태평양고기압의 영향으로 무더위가 장기간 지속되어 이례적인 폭염을 기록하였다(KMA, 2019). 기상청에 따르면 2018년의 폭염일수는 31.4일(평년 9.8일), 열대야일수는 17.7일(평년 5.1일)로 최다 1위를 기록하였으며, 최고기온과 최저기온은 최고 2위, 여름철 전국 평균기온은 최고 1위를 기록하였다. 이러한 폭염으로 인하여 온열질환자수도 4,526명으로 2011년 이후 역대 최다 신고 환자수를 기록하였을 뿐만 아니라 폭염과 가뭄으로 인하여 농작물 22509 ha, 가축 907만 9천 마리의 피해가 발생하였고, 최대전력수요 또한 최대치를 경신하였다. 또한 여름 고수온 현상 등으로 인해 어황변동성이 증가하는 등 사회 및 경제적으로 많은 피해가 발생하였다(KMA, 2019). 이처럼 폭염과 같은 이상기후현상이 사회, 경제 및 생태계에 미치는 영향이 심각해짐에 따라 이를 예측하여 미리 대비하는 등의 대책마련이 필요하다.

최근 폭염이나 여름철 기온과 관련된 국외 선행연구들을 살펴보면, Colman and Davey (1999)는 1, 2월 북대서양 해수면온도(Sea Surface Temperature) 패턴을 예측인자로 사용하여 북서유럽의 7, 8월 최고, 최저기온의 예측성을 평가하였고, Della-Marta et al. (2007)은 겨울철 해수면온도와 봄철 강수를 예측인자로 사용하여 유럽 중부와 남서부지역에서 발생하는 폭염의 통계적 예측성능을 향상시켰다. Quesada et al. (2012)는 남유럽에서 겨울과 봄철에 강수가 많으면 여름이 평년보다 덥지 않고, 겨울과 봄철이 건조할 경우 유럽 전체에 길고 짧은 폭염이 나타남을 밝혔으며, Teng et al. (2013)은 AGCM을 활용하여 계절내 변동의 특성을 통해 미국 폭염의 예측 가능성을 평가하였다. 한반도의 경우 Kim et al. (2016)이 기후변화 시나리오인 RCP (Representative Concentration Pathway)2.6과 RCP8.5를 이용하여 미래의 한반도 폭염 빈도를 전망하고 폭염에 영향을 미치는 종관 패턴을 분석하였으며, Kim et al. (2018)은 열대 해수면온도를 이용하여 개발한 폭염인자를 Asia Pacific Economic Cooperation Climate Center (APCC) 모형에 적용하여 Multi-Model Ensemble (MME) 예측성을 평가하였다. Lee and Lee. (2016)은 대규모 대기순환과 관련된 남한지역의 폭염 변동성에 대해 분석하였고, Im et al. (2017)은 다중 지역기후모형 앙상블을 이용하여 지구 온난화로 인한 남한의 열 스트레스가 RCP 시나리오에 따라 어떻게 변하는지 전망하였다. Kosaka et al. (2012)은 실크로드 패턴이 동아시아 여름철 기온에 영향을 미치는 것에 대해 연구했으며, Katsafados et al. (2014)은 동유럽 블로킹이 러시아의 폭염을 이끌 수 있음을 보였다. Lau et al. (2014)은 50 km 격자 간격을 가진 Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (GFDL) 고해상도 대기 모델(High Resolution Atmospheric Model, HiRAM)을 사용하여 러시아 서부, 동유럽, 그리고 서유럽 폭염의 종관적 특성을 분석하고 RCP45에 따른 미래의 폭염을 분석하였다. Russo et al. (2014)은 최고기온을 이용한 새로운 폭염지수를 제시하고 평가하였으며, Coupled Model Intercomparison Project Phase 5 (CMIP5)를 MME하여 Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) Fifth Assessment Report (AR5) 시나리오에 적용한 후 미래의 폭염을 전망하였다. 이처럼 대부분의 선행연구는 특정 계절이나 계절간 규모에서 예측인자를 이용해 폭염을 예측하거나 폭염에 대한 미래 전망에 대해 연구했으며, 매달의 초기조건을 사용하여 상세 장기예측을 실시하고 검증한 연구는 Ratnam et al. (2017) 외에는 찾아보기 어렵다.

정확한 장기예측을 위해서는 지구 아시스템들(subsystem; 대기권, 지권, 수권, 생물권, 빙권)의 상호작용을 고려하는 접합대순환 모형(Coupled General Circulation Model, CGCM)의 사용이 필수적이지만 (Meehl and Washington, 1995; IPCC, 2014), 산악 지형이 많고 해안선이 복잡하여 다양한 규모의 기상현상이 복합적으로 나타나는 한반도의 경우 CGCM을 이용하여 예측하는 것에는 해상도의 한계가 있다(Hong and Kanamitsu, 2014). 지역기후모형(Regional Climate Model, RCM)의 경우 해상도의 한계는 극복 할 수 있지만 측면 경계조건 없이 예측할 수 없다는 문제가 있다. CGCM의 해상도와 RCM의 물리적 한계를 동시에 극복하기 위해서는 전구 장기예측결과를 지역기후모형을 통해 역학적 규모로 축소하여 고해상도의 기후 자료를 생산하는 CGCM-RCM chain을 통한 예측이 필요하다(Ratnam et al., 2017; Ahn et al., 2018a). 따라서 본 연구에서는 APCC의 장기예측 다중모형 앙상블 시스템의 참여 모형 중 하나인 PNU CGCM (Pusan National University Coupled general circulation model; Sun and Ahn, 2011, 2015; Ahn and Lee, 2015; Ahn et al., 2018a, 2018b)의 전구 장기예측 결과를 지역기후모형 WRF의 초기 및 경계 조건으로 처방해주는 PNU CGCM-WRF chain을 이용하여 남한지역의 폭염을 예측하고 그 예측성을 평가하였다. 즉 PNU CGCM으로부터 생산된 매달의 초기 및 경계조건을 WRF 모형에 처방하여 최고기온에 대한 고해상도 예

Table 1. Description of PNU-CGCM.

Component model		Resolution	Reference
Atmosphere	Horizontal	Spectral truncation T42	Community Climate Model [CCM3, Kiehl et al., 1996]
	Vertical	18 hybrid sigma-pressure levels (top: 2.917mb)	
Ocean	Horizontal	2.8125° longitude, ~0.7° (low lat.), ~1.4° (mid lat) and ~2.8° (high lat) latitude	Modular Ocean Model [MOM3, Pacanowski and Griffies, 1998]
	Vertical	40 levels (top: 10 m, bottom: 5258 m)	
Land	Horizontal	Spectral truncation T42	Land Surface Model [LSM, Bonan, 1998]
	Vertical	6 levels	
Sea-ice	Horizontal	2.8125° longitude, ~0.7° (low lat.), ~1.4° (mid lat) and ~2.8° (high lat) latitude	Elastic-Viscous-Plastic Model [EVP, Hunke and Dukowics, 1997]
	Vertical	3 levels	

측자료를 생산함으로써 남한 지역의 폭염 예측성능을 살펴보고자 한다.

2. 자료 및 방법

2.1 전지구 접합대순환모형

본 연구에 사용된 전지구 접합대순환 모형은 PNU CGCM이다. PNU CGCM의 성분모형은 NCAR (National Center for Atmospheric Research) Community Climate Model version 3 (CCM3; Kiehl et al., 1996) AGCM, GFDL Modular Ocean Model version 3 (MOM3; Pacanowski and Griffies, 1998) OGCM, Los Alamos National Laboratory (LANL) Elastic-Viscous-Plastic Model (EVP) Sea-Ice Model (Hunke and Dukowicz, 1997) 그리고 Land Surface Model (LSM; Bonan, 1998)로 구성된다. PNU CGCM의 성분 모형 및 해상도에 대한 상세한 정보는 Table 1에 나타냈다.

PNU CGCM의 대기성분 초기장은 NCEP/DOE (National Centers for Environmental Prediction/Department of Energy Reanalysis2(이하 NCEP-R2)) 자료를 이용하여 생산하였고 지면 초기조건생산을 위하여 Atmospheric Model Intercomparison Project (AMIP)-type 적분을 이용하였다. AMIP-type 적분은 관측된 해양정보를 경계조건으로 처방하고 모형 내에서 대기 및 지면상태가 동화되도록 하는 것이다. 대기 모형에 관측된 대기 상태를 처음 한 번만 초기조건으로 입력하고 관측된 해수면온도를 경계조건으로 하여 연속적으로 적분을 수행하였다. 해양성분 초기장은 Global Ocean Data Assimilation System (GODAS)의 자료를 사용했으며, Variational Analysis using a Filter (VAF)로 40층 전체에 대하여 자료동화를 적용하였다. PNU CGCM에 사용되는 대기, 해양 및 지면 초기장 생산 방법은 Ahn and Lee (2015)와 Ahn et al. (2018a, 2018b)에서 자세히 설명하고 있으며, Fig. 2에 나타냈다.

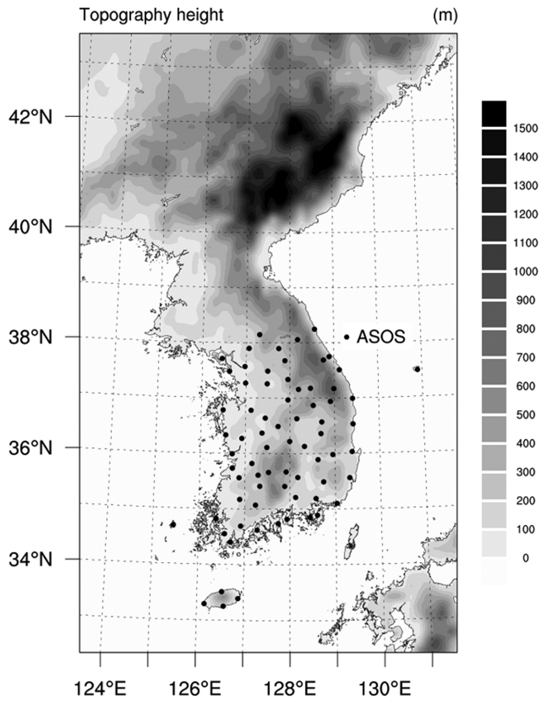

Fig. 1. The locations of ASOS in South Korea and topography heights (in meters) of the WRF domain.

2.2 지역기후모형

지역기후모형은 WRF version 3.5 (Weather Research and Forecasting model; Skamarock et al., 2008)를 사용하였고, WRF는 5 km의 수평해상도를 가지며 한반

Table 2. WRF configuration used in this study.

Contents	Description
Horizontal dimensions	150 × 245
Horizontal resolution	5 × 5 km
Vertical layer (top)	30 eta levels (50 hpa)
Lateral boundary condition	PNU-CGCM
Relaxation zone	4
Integration time step	40 s
Land surface	Noah Land-Surface Model [Chen and Dudhia, 2001]
Surface layer	MM5 Monin-Obukhov Scheme [Paulson, 1970; etc.]
Planetary boundary layer	Yonsei University [Hong et al., 2006]
Cumulus	Kain-Fritsch [Kain, 2004]
Microphysics	WSM3 [Hong et al., 2004]
Shortwave radiation	Dudhia Scheme [Dudhia, 1989]
Longwave radiation	RRTM Scheme [Mlawer et al., 1997]

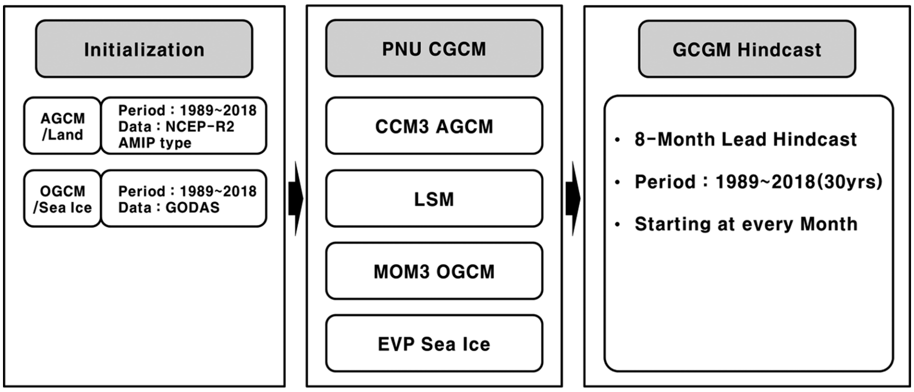

Fig. 2. Schematic diagram of PNU CGCM.

도를 중심으로 동서방향 150개, 남북방향 245개의 격자로 구성된다(Fig. 1). WRF의 초기 및 경계조건은 전지구 접합대순환모형인 PNU CGCM을 이용하여 생산한 전지구 장기예측 결과를 매달 초기화하여 처방하였으므로 해수면 온도 및 심층토양온도(Deep Soil Temperature) 등은 한달 간격으로 업데이트된다. 또한 매달 준 실시간으로 한반도 지역에 대한 고해상도의 예측자료를 생산하기 위하여 둥지 격자(Nesting) 도메인을 적용하지 않고 T42 GCM 해상도에서 5 km로 규모 축소하도록 실험을 수행하였다(Ahn et al., 2018a). 사용된 물리 방안은 지면 과정과 지표층에 각각 Noah Land-Surface Model (Chen and Dudhia, 2001), Monin-Obukhov scheme (Paulson, 1970), 행성 경계층에 Yonsei University (YSU) scheme (Hong et al., 2006), 적운 모수화에 Kain-Fritsch scheme (Kain, 2004), 미세물리 과정에 WRF Single-Moment 3-class (WSM3) scheme (Hong et al., 2004), 그리고 단파, 장파복사 모수화에 각각 Dudhia scheme (Dudhia, 1989), Rapid Radiative Transfer Model (RRTM) scheme (Mlawer et al., 1997)을 사용하였다(Table 2).

2.3 실험 방법

본 연구에서는 PNU CGCM으로 생산된 전구 Hindcast 자료를 WRF의 초기 및 경계조건으로 하여 남한 지역에 대한 역학적 규모축소를 수행하는 방식으로 남한 지역 상세 예측자료를 생산하였다(Ahn et al., 2018a). PNU CGCM을 이용한 Hindcast는 매월 초기화하여 8개월의 lead (lead0~lead7)로 적분하는 방식으로 생산하였고, 1989년부터 2018년까지 30년에 대하여 시간별(hourly) 자료(Hindcast)를 생산하였다. 1월 초기장으로부터 예측을 시작하는 적분을 01RUN, 2월 초기장으로부터 시작하는 적분을 02RUN 등으로 명명하기로 한다. WRF 경계조건은 PNU CGCM으로부터 생산되어 60분 간격으로 처방되고, 후처리를 통하여 일

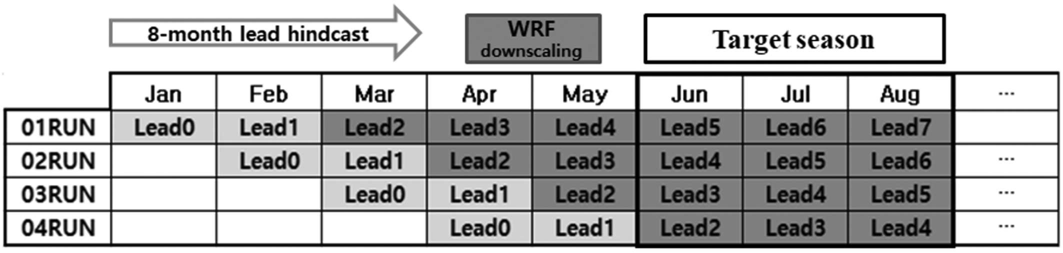

Fig. 3. Lead-times in 8-month lead Hindcast experiment. Left column indicates initialized month and top line indicates predicted month. Lead2~7 (dark grey shaded) are dynamically downscaled by WRF.

별(daily) 자료를 생산하였다. WRF를 이용하여 역학적 규모축소를 적용하는 lead2~lead7 중 여름철(6월~8월, JJA)에 해당하는 lead(예를 들어 01RUN의 경우 lead 5, lead 6, lead 7)에 대해서만 분석하였다(Fig. 3).

2.4 폭염 지수 기준

본 연구에서는 폭염의 예측성을 살펴보기 위하여 폭염일수(Number of Heatwave days, HWD), 폭염강도(Heatwave Intensity, HWI) 및 폭염주의보 발령일수(Heatwave Warning, HWW)의 폭염지수에 대해 분석하였다. 기상청에서 정의한 폭염의 기준은 관측된 일 최고기온이 33°C 이상인 날이다. 따라서 폭염일수는 JJA 동안(총 92일) 일 최고기온이 33°C 이상인 날의 수, 폭염강도는 일 최고기온이 33°C를 초과할 경우 초과한 만큼의 기온을 JJA 동안 누적한 것으로 정의한다. 예를 들어 일 최고기온이 36°C인 경우 그날의 폭염강도는 3°C이다. 폭염주의보 발령일수는 JJA 동안 일 최고기온이 33°C 이상인 날이 2일 이상 지속되는 날의 수로 정의한다.

일 최고기온 기후값(1989~2018년, 30년)의 남한 평균을 살펴보면 6월, 7월, 8월, JJA에서 72개 지점의 기상청 종관기상관측자료(Automated Synoptic Observing System, ASOS; 이하 관측)(Figs. 4a-d)의 경우 26.38°C, 28.84°C, 29.67°C, 28.29°C, WRF (Figs. 4m-p)의 경우 20.34°C, 23.67°C, 25.79°C, 23.27°C로 6.04°C, 5.17°C, 3.88°C, 5.02°C의 차이를 보이며 WRF가 과소 모의하는 것으로 나타난다. 이처럼 모형의 기후(climatology)는 관측의 기후와 다르기 때문에 WRF 모델 기후에 대한 폭염의 기준을 정의하였다. 관측의 일 최고기온 남한 평균(총 2760개)을 1989년부터 2018년까지 92일(JJA)동안 모두 나열했을 때, 기상청에서 폭염의 기준으로 정의한 33°C는 상위 6.2%(2590번째)에 해당한다. WRF에서 모의한 지상으로부터 2 m 고도에서의 일 최고기온을 관측과 마찬가지 방법으로 나열했을 때 상위 6.2%(2590번째)에 해당하는 기온은 RUN별(01RUN~04RUN)로 각각 27.46°C, 27.76°C, 27.82°C, 27.90°C이다. 따라서 WRF의 예측결과에서 폭염 기준은 각각 RUN별로 지상으로부터 2 m 고도에서의 일 최고기온이 27.46°C, 27.76°C, 27.82°C, 27.90°C 이상인 날로 정의하였다. 기상청 폭염 기준과 WRF의 RUN별 폭염 기준을 평균한 27.74°C의 차이는 약 5.26°C로 이는 WRF와 관측의 일 최고기온 남한 평균 차이의 범위(3.88°C~6.04°C)에 포함된다. 본 연구에서는 기상청에서 정의한 폭염 기준인 33°C에 맞추기 위하여 남한 평균 일 최고기온의 질량 밀도 함수(Probability Distribution Function) 분포의 상위 93.7^{th} 퍼센타일을 폭염 기준으로 정하였으며, 많은 선행연구에서도 폭염, 한파 등 극한 기온을 다룰 때 이와 같이 상위 90^{th}, 98^{th}, 99^{th} 퍼센타일 등을 이용하여 기준을 선정한다(Mehl and Tebaldi, 2004; Hajat et al., 2006; Kunkel et al., 2010; Zhang, 2011; Vautard et al., 2013; Yin and Sun, 2018).

2.5 검증 방법

PNU CGCM-WRF Chain의 HWD, HWI, HWW에 대한 예측성을 검증하기 위하여 시간상관계수(Temporal Correlation Coefficient, TCC), 평균제곱근오차(Root Mean Square Error, RMSE) 및 Heidke 기술 점수(Heidke Skill Score, HSS), 적중률(Hit Rate, HR) 등의 검증 지수들을 활용하였다. TCC는 두 시계열간의 상관성을 나타내며 ±1에 가까울수록 상관성이 높고 0에 가까울수록 상관성이 없음을 의미한다. RMSE는 두 시계열간의 오차를 제곱하여 평균한 값의 제곱근으로서 상호간 편차를 의미한다. 관측과 예측의 RMSE를 구했을 경우, 0에 가까울수록 예측의 오차가 작으며, 값이 클수록 예측의 오차가 커짐을 의미한다. HSS는 당연히 올바르게 예측할 경우를 제거한 정확도를 의미한다. 예를 들면 사막에서 비가 오지 않을 확률처럼 당연한 경우는 예측성에서 배제한다. HSS는 1에 가까울수록 예측성이 좋고 0에 가까울수록 예측성이 없음을, 0 미만일 경우 우연히 맞출 확률이 예측성보다 높음을 의미한다. HR은 예측의 정확성을 백

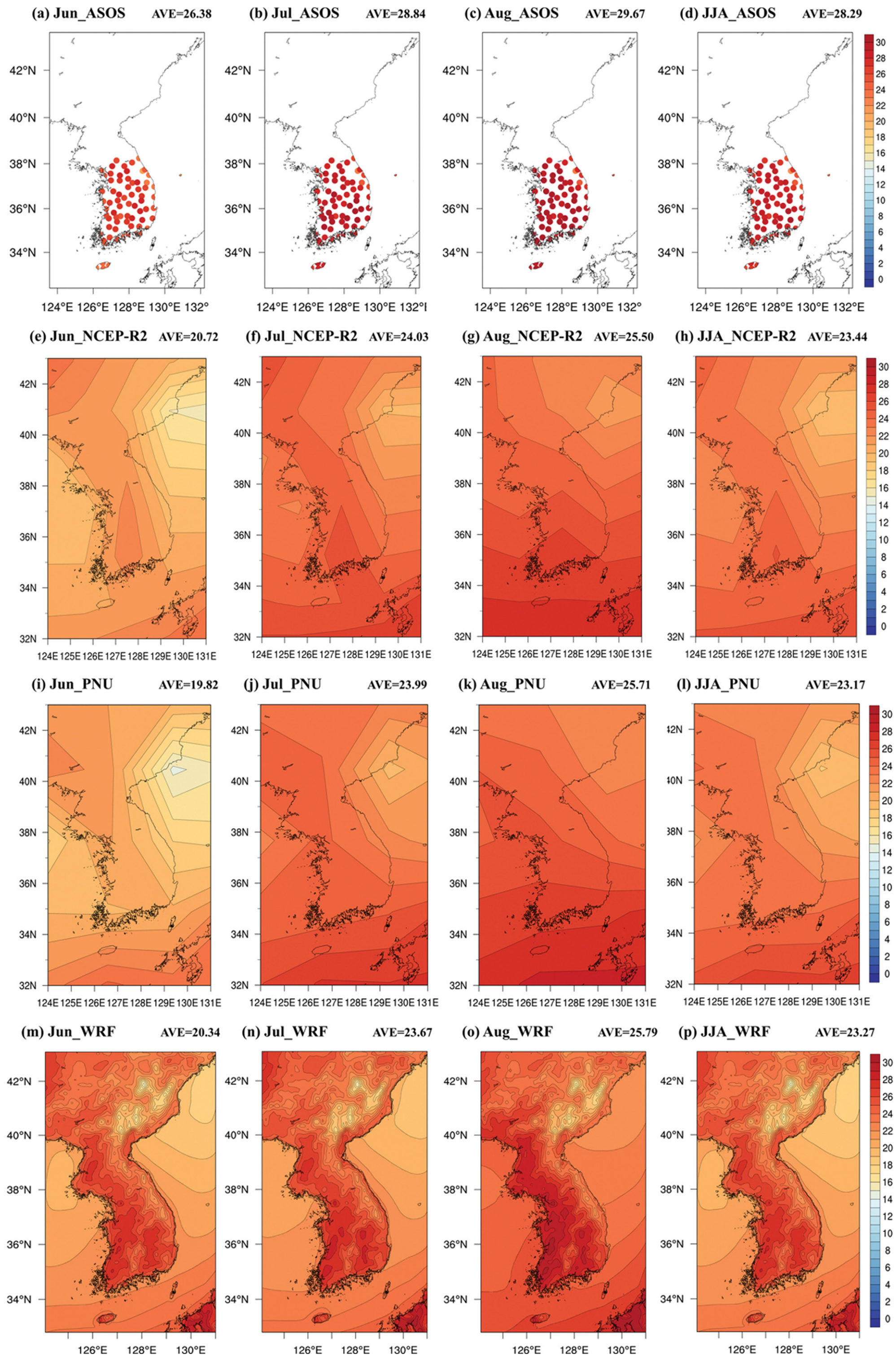

Fig. 4. Spatial distribution of daily maximum temperature (^oC) derived from ASOS (a-d), NCEP-R2 (e-h), PNU CGCM (i-j) and WRF (m-p) in the WRF domain for period of Hindcast (1989~2018).

Table 3. The computational formula of TCC (Temporal Correlation Coefficient), RMSE (Root Mean Square Error), HR (Hit Rate), HSS (Heidke Skill Score).

Verification method	Define
TCC (Temporal Correlation Coefficient)	$CORR = \sqrt{\frac{\Sigma M_i O_i - n\overline{M}\overline{O}}{ns'_M s'_O}}$ (Perfect: 1)
RMSE (Root Mean Square Error)	$RMSE = \sqrt{\frac{\Sigma_{i=1}^{n}(M_i - O_i)^2}{n}}$ (Perfect: 0)
HR (Hit Rate) and HSS (Heidke Skill Score)	

	Above Normal	Normal	Below Normal
variable	Anomaly≥+val	-val < Anomaly < +val	Anomaly≤-val

Fcst / Obs	+	0	-	Total
+	A	B	C	D
0	E	F	G	H
-	I	J	K	L
Total	M	N	O	P

$$\text{Hit Rate} = \frac{A+F+K}{P} \quad \text{(Perfect: 1)}$$

$$\text{Heidke Skill Score} = \frac{(A+F+K) - C1}{P - C1} \quad \text{(Perfect: 1)}$$

$$C1 = (M \times D) + (N \times H) + (O \times L) \div (P \times P)$$

분율로 나타낸 것이다. 그 정도가 클수록 좋으며, 정확도가 완벽할 경우 1을 나타낸다. HSS와 HR은 매년의 폭염 지수들(HWD, HWI, HWW)의 편차(Anomaly)를 시계열 분포로 나타냈을 때, 시계열의 $\pm 0.43\sigma$ (Standard deviation)을 기준으로 하여, 분포를 Above normal, Normal, Below normal로 나누어 관측과 비교 평가하였다(Wilks, 1995). 또한, HR은 3분위로 나누어 무작위의 수로 예측했을 때 실제와 일치할 확률이 약 0.33이므로 0.33 이상의 점수를 나타내는 경우 예측성이 있다고 판단하였다. 검증 지수를 구하는 수식은 Table 3에 나타냈다. $\boldsymbol{M}$, $\boldsymbol{O}$는 모델값, 관측값을 의미하며 $\overline{\boldsymbol{M}}$, $\overline{\boldsymbol{O}}$는 모델값 평균, 관측값 평균을, n은 값의 수, $\boldsymbol{s'_M}$, $\boldsymbol{s'_O}$는 모델과 관측의 표준편차를 의미한다. 검증을 위하여 사용한 자료는 72개 지점의 기상청 종관기상관측자료(Automated Synoptic Observing System)와 NCEP-R2에서 일단위로 처리하여 제공하는 지상으로부터 2 m 고도에서의 일 최고기온 자료를 사용하였다(Fig. 1). 기간은 Hindcast 자료와 마찬가지로 1989년부터 2018년까지 총 30년이다.

3. 예측성 평가

3.1 PNU CGCM-WRF Chain의 모의 성능

PNU CGCM-WRF Chain의 폭염 예측성 검증에 앞서 일 최고기온에 대한 PNU CGCM과 WRF의 모의 성능을 ASOS 및 NCEP-R2와 비교하여 검증하였다. Figure 4는 전체 기간(1989~2018) 동안 ASOS, NCEP-R2, PNU CGCM, 그리고 WRF의 여름철 일 최고기온의 기후값을 나타낸다. 6월, 7월, 8월 그리고 JJA에 대하여 월별 분석을 수행하였고, lead2의 적분 결과를 월별로 나타내었다. 먼저 ASOS의 남한 평균 일 최고기온(Figs. 4a-d) 은 각각 26.38°C, 28.84°C, 29.67°C로 6월에서 8월로 진행될수록 높아진다. 지점별 일 최고기온을 살펴보면, 동해안을 따라 태백산맥이 위치한 곳은 주변보다 기온이 낮게 나타나는 특성이 나타난다. PNU CGCM에서 모의한 여름철 일 최고기온 공

간분포를 살펴보면(Figs. 4i-l) 6, 7월에 내륙지역에서 해양지역보다 높은 값을 보인다. 8월에는 대부분의 한반도 영역에서 24°C 이상의 분포를 나타내고, 남부지방에서는 28°C 이상의 분포를 나타내며 위도가 낮아질수록 온도가 증가하는 분포를 보인다. 6, 7, 8월 남한 지역(33.5-39°N, 125-130°E) 영역평균 일 최고기온은 각각 19.82°C, 23.99°C, 25.71°C이며 ASOS와 마찬가지로 6월에서 8월로 진행될수록 높아진다. 이와 같은 특징은 NCEP-R2의 공간분포(Figs. 4e-h)에서도 매우 유사하게 나타난다. NCEP-R2에서 남한 지역의 여름철 평균 일 최고기온의 분포 역시 내륙지역에서 해양지역보다 높은 값을 보였으며, 월별 영역 평균 일 최고기온은 각각 20.72°C, 24.03°C, 25.50°C로 나타났다. PNU CGCM은 전지구 규모의 모형이기 때문에 한반도 영역의 복잡한 지형효과를 모의하는 데에 한계가 있다. 이러한 한계를 극복하고자 WRF를 이용하여 역학적 규모 축소한 결과를 살펴보면(Figs. 4m-p) PNU CGCM과 NCEP-R2의 일 최고기온 공간분포보다 지형적 특성이 상세하게 나타난다. WRF의 여름철 한반도 일 최고기온 분포는 NCEP-R2 및 PNU CGCM의 결과와 마찬가지로 해양보다 내륙에서 더 높게 나타나고 위도가 낮아질수록 증가한다. 한반도 영역 평균 월별 일 최고기온은 각각 20.34°C, 23.67°C 25.79°C로 NCEP-R2 및 PNU CGCM과 매우 유사하게 나타난다. 반면, 한반도 동쪽에 위치한 태백산맥과 개마고원에 의해 나타나는 한반도의 지형적 특성(동고서저)이 PNU CGCM과 NCEP-R2의 공간분포에서는 잘 나타나지 않았으나 WRF 결과에서는 잘 나타난다. 앞서 언급한 바와 같이 WRF는 ASOS와 6.04°C, 5.17°C, 3.88°C의 차이를 보이며 일 최고기온을 과소 모의하는 특징이 나타나는데, 이는 WRF의 초기 및 경계조건으로 사용한 PNU CGCM의 일 최고기온 분포의 영향 때문인 것으로 사료된다.

Figure 5는 일 최고기온에 대한 ASOS와 WRF의 TCC, RMSE, HR 및 HSS를 나타낸 그림이다. 먼저 TCC를 살펴보면 –0.14~0.34의 범위로 나타나며 월별로 살펴보면 6월은 02RUN, 03RUN, 04RUN, 01RUN, 7월은 04RUN, 03RUN, 01RUN, 02RUN, 8월의 경우 04RUN, 01RUN, 02RUN, 03RUN의 순서로 높게 나타난다. 04RUN의 8월에서는 95% 이상의 신뢰수준으로 유의한 값이 나타난 반면, 01RUN의 6월과 03RUN의 8월에서는 음의 값이 나타난다. 01RUN과 04RUN의 경우에는 오히려 lead가 멀어질수록 TCC가 높게 나타난다. RMSE의 경우 0.70~1.32의 범위에서 나타나며, 6월은 04RUN, 02RUN, 03RUN, 01RUN, 7월은 04RUN, 03RUN, 02RUN, 01RUN, 8월의 경우 04RUN, 01RUN, 02RUN, 03RUN 순서로 낮게 나타난다. HR의 경우 전체적으로 0.27~0.43의 범위에서 나타나며 6월

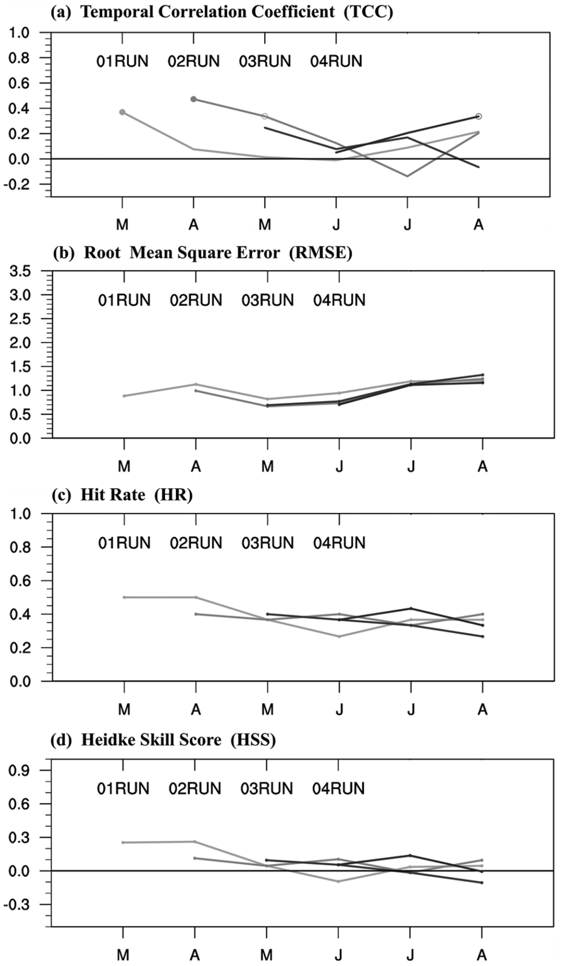

Fig. 5. The (a) Temporal Correlation Coefficient (TCC) and (b) Root Mean Squared Error (RMSE), (c) Hit Rate (HR), and (d) Heidke Skill Score (HSS) of WRF prediction result. The upper x-axis indicates initialized month, lower x-axis indicates predicted month. Filled (open) circle of (a) TCC indicates the values that are statistically significant at the 95% (90%) confidence level.

은 02RUN, 03RUN/04RUN, 01RUN, 7월은 04RUN, 01RUN, 02RUN/03RUN, 8월은 02RUN, 01RUN, 04RUN, 03RUN 순서로 높게 나타난다. HSS의 경우 –0.11~0.14 범위에서 나타나며 6월은 02RUN, 03RUN/04RUN, 01RUN, 7월은 04RUN, 01RUN, 02RUN/03RUN, 8월은 01RUN, 02RUN, 04RUN, 03RUN 순서로 높게 나타난다. TCC, RMSE, HR 그리고 HSS를 살펴본 결과, 전반적으로 여름철 일 최고기온 분포에 대한 예측성은 02RUN과 04RUN에서 비교적 높게 나타났다.

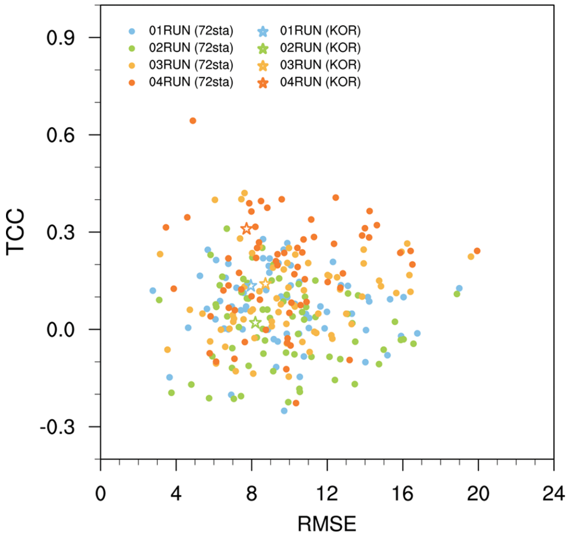

Fig. 6. Average time Correlation Coefficient (TCC) and average Root Mean Square Error (RMSE) of Number of Heatwave days (HWD), Heatwave Intensity (HWI) and Heatwave Warning (HWW). Filled circle indicate the values of ASOS (72 stations) and star indicates the mean value of South Korea.

3.2 WRF의 폭염 예측성 평가

Figure 6은 여름철(June-August, JJA) 총 92일 동안의 HWD, HWI 및 HWW에 대한 WRF와 관측의 TCC 및 RMSE를 평균하여 나타낸 그림으로 RUN별(01RUN~04RUN) 72개 지점에 대한 폭염의 예측성을 살펴보고자 하였다. TCC는 1, RMSE는 0에 가까울수록 관측과 비슷함을 의미한다. 관측 72개 지점에 해당하는 RUN별 예측값은 모두 원으로 나타내었으며, 72개 지점을 평균한 남한지역 평균은 별 모양으로 나타내었다. 먼저 HWD, HWI 및 HWW의 평균 TCC를 RUN별로 살펴보면, 01RUN~04RUN은 각각 –0.25~0.28, –0.22~0.31, –0.15~0.42, –0.23~0.64 범위에서 나타나며, 남한 평균은 각각 0.14, 0.02, 0.15, 0.31이다. TCC가 90% (95%) 신뢰수준에서 통계적으로 유의하게 나타나는 지점의 수는 04RUN에서 14개(8개)로 가장 많고 03RUN은 3개(3개)이며, 02RUN과 01RUN에서는 각각 1개(0개)와 0개(0개)로 거의 나타나지 않는다. 95% 신뢰수준에서 통계적으로 유의하게 나타나는 해당 지점은 03RUN의 경우 동두천, 춘천, 철원, 04RUN의 경우 대관령, 대전, 전주, 마산, 보령, 부안, 정읍, 해남으로 RUN별로 다른 지점에서 나타난다. HWD, HWI 및 HWW의 평균 RMSE의 경우 01RUN~04RUN은 각각 2.77~18.99, 3.10~18.86, 3.15~19.61, 3.46~19.93 범위에서 나타나며, 남한 평균은 각각 7.95, 8.19, 8.73, 7.73이다. RMSE가 5 미만으로 낮게 나타난 지점은 01RUN~03RUN의 경우 속초, 흑산도, 장수, 봉화 총 4개, 04RUN의 경우 속초, 흑산도, 장수, 봉화, 대관령 총 5개이다. TCC가 높게 나타난 지점은 RUN별로 다르게 나타난 반면, RMSE는 모든 RUN에서 속초, 흑산도, 장수, 봉화 4개 지점에서 일관성 있게 상대적으로 낮게 나타났다.

RUN별로 살펴보면 TCC는 04RUN, 03RUN, 01RUN, 02RUN 순으로 높게 나타났으며, RMSE는 04RUN, 01RUN, 02RUN, 03RUN 순으로 낮게 나타난 것으로 보아 HWD, HWI, HWW에 대한 예측성은 04RUN에서 상대적으로 높음을 알 수 있다. 04RUN에서 TCC가 가장 높고 RMSE가 가장 낮게 나타나는 것은 일 최고기온의 TCC 및 RMSE가 04RUN에서 가장 높게 나타난 결과(Fig. 5)와도 일치한다.

Figure 7은 HWD, HWI, HWW에 대한 WRF의 HSS를 나타낸 그림이다. HSS는 1에 가까울수록 예측이 정확함을 의미하며 0은 no skill을 나타낸다. HWD에 대한 RUN별 HSS (Figs. 7a-d)를 살펴보면, 남한 평균이 01RUN~04RUN에서 각각 0.02, 0.06, 0.02, 0.04로 02RUN과 04RUN에서 비교적 높게 나타났다. 01RUN (Fig. 7a)의 경우 HSS가 –0.41~0.26의 범위로 나타나며, 서울, 마산, 임실, 거제 등 지점에서는 0.21 이상의 비교적 높은 HSS가 나타나는 반면, 태백, 서귀포 등 일부 지점에서는 약 –0.25 이하의 강한 음의 값이 나타난다. 02RUN (Fig. 7b)에서는 HSS가 –0.41~0.26의 범위로 나타나며 0 이상의 HSS가 나타나는 지점이 다른 RUN들에 비해 상대적으로 많다. 울산, 의성, 태백 등 지점에서는 0.25 이상의 비교적 높은 HSS가 나타나고, 부산 및 태백 등 일부 지점에서는 –0.27 이하의 낮은 HSS가 나타나기도 한다. 03RUN (Fig. 7c)의 경우 HSS가 –0.41~0.31의 범위로 나타나며 춘천, 제주, 서울 에서는 0.30 이상의 비교적 높은 HSS가 나타나는 반면, 태백, 포항 등 지점에서는 –0.31 이하의 음의 값이 분포하기도 한다. 또한 HSS가 0 이하로 나타나는 지점이 03RUN에서 가장 많다. 04RUN (Fig. 7d)에서는 HSS가 –0.41~0.35의 범위로 나타나며 원주, 전주, 보은, 진주 등 일부 지점에서는 0.27 이상의 비교적 높은 HSS가 나타난다. 남한 전체 평균값은 02RUN이 가장 높게 나타나지만, 0.20 이상의 HSS가 나타나는 지점 수는 02RUN과 04RUN에서 동일하게 나타난다. HWI에 대한 RUN별 HSS (Figs. 7e-h)는 남한 평균이 01RUN~04RUN 에서 각각 0.02, 0.09, 0.03, 0.04로 02RUN에서 상대적으로 높게 나타났다. 01RUN (Fig. 7e)은 HSS가 –0.48~0.30의 범위로 나타나며, 고흥, 의성, 고산 등 지점에서는 0.24 이상의 비교적 높은 HSS가 나타나고, 태백과 장수에서는 –0.37 미만의 강한 음의 HSS가 나타난다. 02RUN (Fig. 7f)

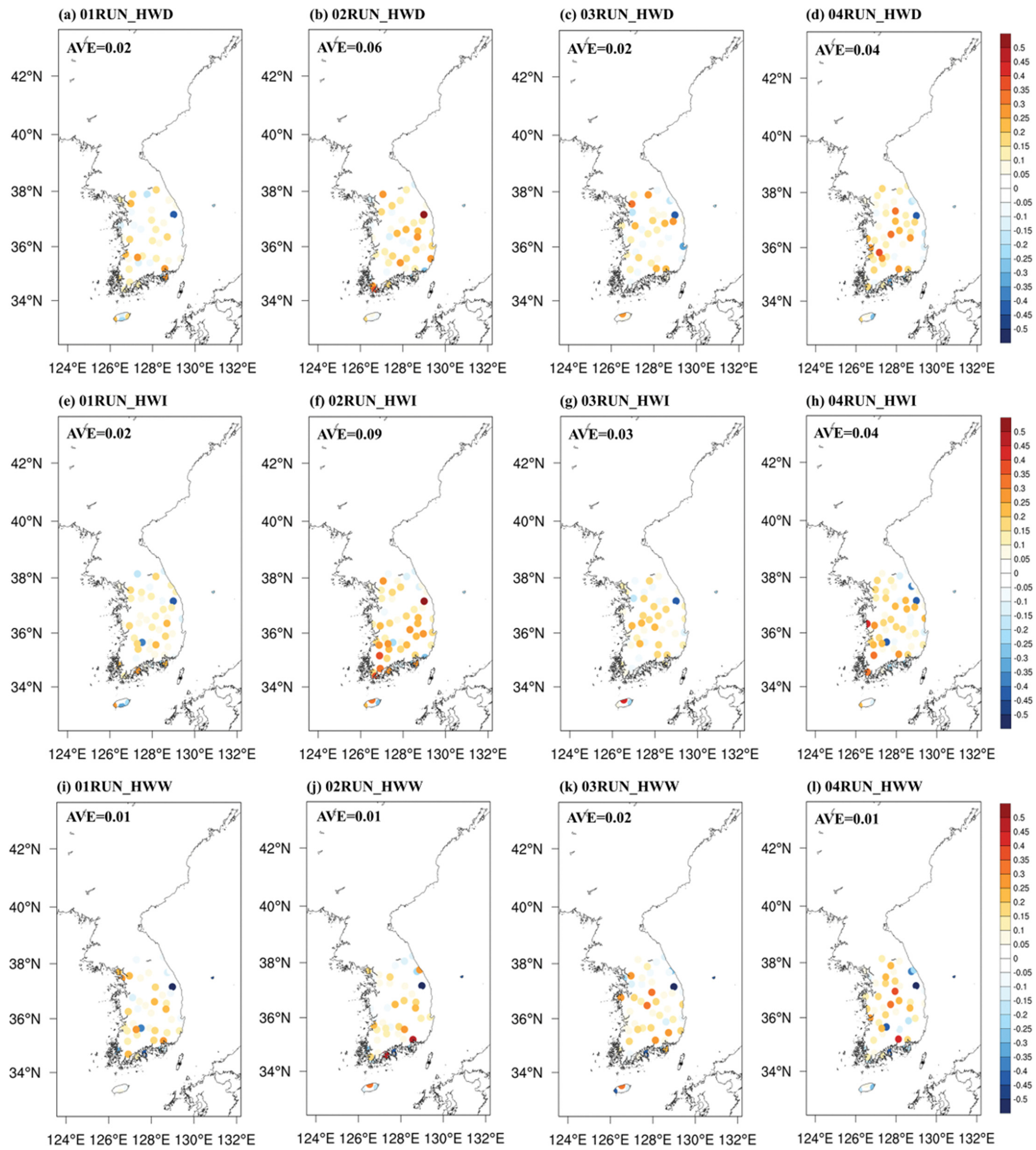

Fig. 7. Spatial distribution of Heidke Skill Score (HSS) for Number of Heatwave days (top), Heatwave Index (middle) and Heatwave Warning (bottom). The values at the top left of each figure are mean HSS.

의 경우 HSS가 –0.48~0.68의 범위로 나타나며 HSS가 0 이상으로 나타나는 지점과 0.2 이상 높게 나타나는 지점 둘 다 다른 RUN들에 비해 많다. 태백지역에서는 0.67의 높은 HSS가 나타나기도 한다. 광주, 완도, 태백 등 지점에서는 0.35 이상의 비교적 높은 HSS가 나타나는 반면, 부산, 성산 등 일부 지점에서는 –0.27 이하인 음의 HSS가 나타나기도 한다. 03RUN (Fig. 7g)의 경우 HSS가 –0.48~0.44의 범위로 나타나며 0보다 큰 HSS가 나타나는 지점이 가장 작다. 제주, 임실, 부여 등 지점에서는 0.20 이상의 비교적 높은 HSS가 나타나고, 태백과 성산 지점에서는 –0.22 이하의 음의 HSS가 나타나기도 한다. 04RUN (Fig. 7h)의 경우 HSS가 –0.48~0.43의 범위로 나타나며 광주, 보령, 해남 등 지점에서는 0.3 이상의 비교적 높은 HSS가 나타나고, 태백과 장수에서는 –0.41 이하의 음의 HSS가 나타나기도 한다. HWW에 대한 RUN별 HSS (Figs.

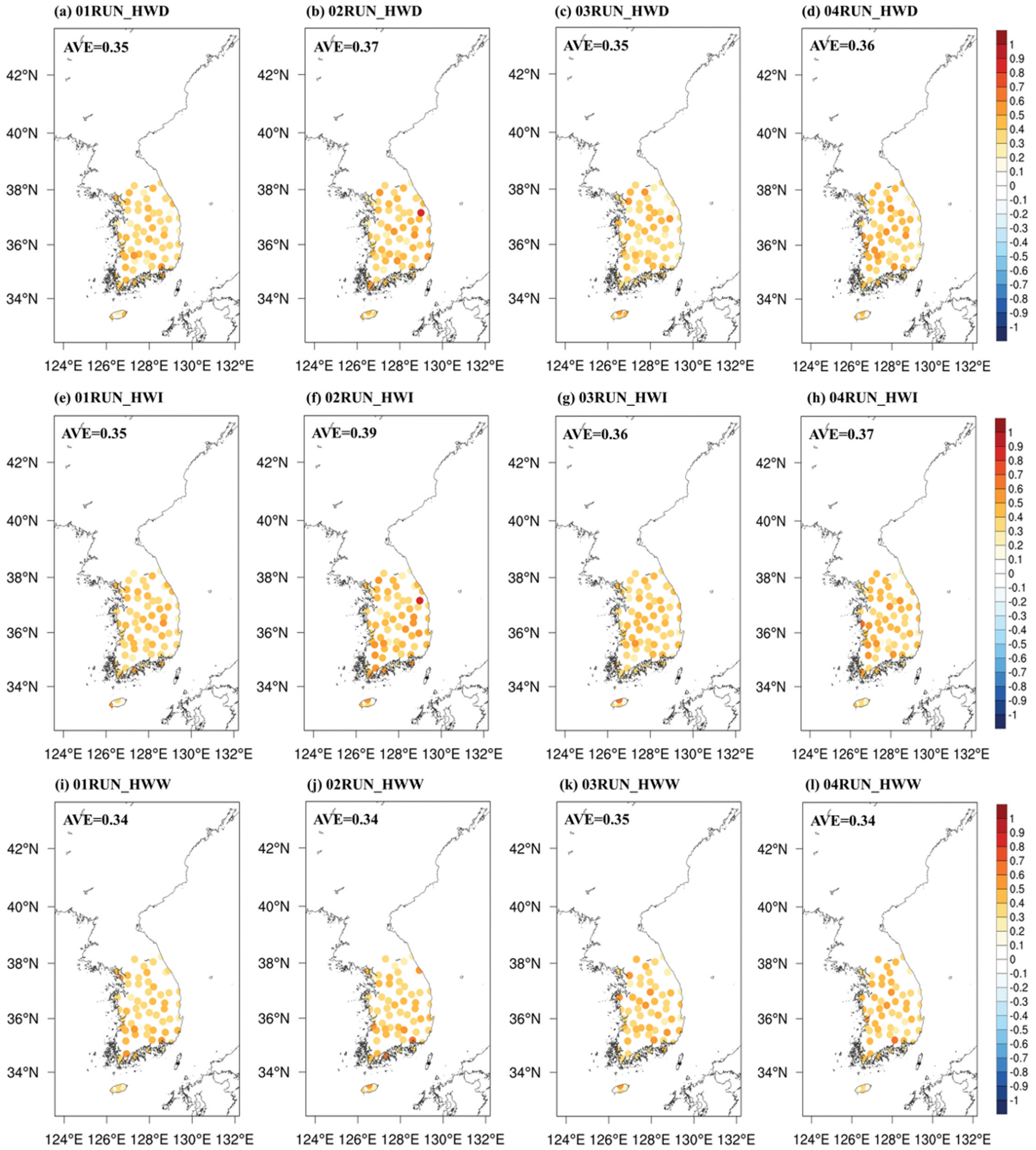

Fig. 8. Same as Fig. 5 bur for Hit Rate (HR).

7i-l)에서는 남한 평균이 01RUN~04RUN에서 각각 0.01, 0.01, 0.02, 0.01로 RUN별로 큰 차이가 없으며, HWI, HWW의 남한 평균에 비해 낮게 나타난다. 01RUN (Fig. 7i)의 경우 HSS가 –0.54~0.26의 범위에서 나타나며, 마산, 인천, 장흥 등 지점에서는 0.25 이상의 비교적 높은 HSS가 나타난다. 반면 여수, 태백 등 일부 지점에서는 –0.41 이하의 음의 HSS가 나타나기도 한다. 02RUN (Fig. 7j)의 경우 HSS가 –0.54~0.46의 범위에서 나타나며, HSS가 0보다 크게 나타나는 지점이 가장 작다. 마산, 제주 등 지점에서는 0.30 이상의 비교적 높은 HSS가 나타나는 반면, 여수 및 태백 지점에서는 –0.41 이하의 음의 HSS가 나타난다. 03RUN (Fig. 7k)의 경우 HSS가 –0.54~0.30의 범위에서 나타나며, 제주 및 충주 등 지점에서는 0.3 이상의 비교적 높은 HSS가 나타나고 여수 및 태백 지점에서는 -0.41 이하의 음의 HSS가 나타난다. 04RUN (Fig. 7l)의 경우 HSS가 –0.54~0.42의 범위에서 나타나며, 충주 및 진주 등 지점에서는 0.3 이상의 비교적 높은 HSS가

나타나고, 여수, 장수 및 태백 지점에서는 –0.41 이하의 음의 HSS가 나타난다. HWI의 경우 임실, 고산, 부여 총 3개 지점, HWW의 경우 보은, 의성 총 2개 지점에서 HSS가 3개 이상의 RUN에서 일관되게 0.2 이상 높게 나타난다.

Figure 8은 HWD, HWI, HWW에 대한 WRF의 HR을 나타낸 그림이다. HR은 HSS와 마찬가지로 1에 가까울수록 예측이 정확함을 의미하며, 0.33 이상이어야 예측성이 있다고 할 수 있다. HWD에 대한 RUN별 HR (Figs. 8a-d)을 살펴보면, 남한 평균이 01RUN~04RUN에서 각각 0.35, 0.37, 0.35, 0.36로 HSS와 마찬가지로 02RUN과 04RUN에서 상대적으로 높게 나타났다. 01RUN (Fig. 8a)의 경우 HR이 0.13~0.50의 범위에서 나타나며, 특히 거제, 마산, 서울, 임실 등 지점에서는 0.47 이상의 비교적 높은 HR이 분포하였다. 02RUN (Fig. 8b)의 경우 HR이 0.13~0.80의 범위에서 나타나며 전반적으로 0.33 이상의 HR이 나타나는 지점이 01RUN~04RUN 중 가장 많으며 태백, 보은, 울산 등 지점에서는 0.50 이상의 높은 HR이 나타난다. 03RUN (Fig. 8c)의 경우 HR이 0.13~0.53의 범위에서 나타나며, 특히 춘천, 서울, 제주, 봉화 지점에서는 0.50 이상의 높은 HR이 나타난다. 04RUN (Fig. 8d)의 경우 HR이 0.13~0.57의 범위에서 나타나며, 0.4 이상의 HR이 나타나는 지점이 다른 RUN에 비해 가장 많다. 특히, 전주, 진주 등의 지점에서는 0.5 이상의 높은 HR이 나타난다. HWI에 대한 RUN별 HR (Figs. 8e-h)에서는 남한 평균이 01RUN~04RUN에서 각각 0.35, 0.39, 0.36, 0.37로 HSS와 마찬가지로 02RUN에서 상대적으로 높게 나타났다. 01RUN (Fig. 8e)의 경우 HR이 0.10~0.53의 범위에서 나타나고 0.33 이상의 HR이 나타나는 지점이 02RUN 다음으로 많으며, 고산, 고흥, 의성에서는 0.50 이상의 높은 HR이 나타난다. 02RUN (Fig. 8f)의 경우 HR이 0.10~0.80의 범위에서 나타나며, 0.4 이상의 HR이 나타나는 지점이 01RUN~04RUN 중에서 가장 많다. 특히, 광주, 장흥, 태백, 완도, 제주 등 지점에서는 0.57 이상의 높은 HR이 나타나기도 한다. 03RUN (Fig. 8g)의 경우 HR이 0.10~0.63의 범위에서 나타나며, 제주, 임실, 춘천, 보은 등 지점에서는 0.47 이상의 높은 HR이 나타난다. 04RUN (Fig. 8h)의 경우 HR이 0.33~0.63의 범위에서 나타나며, 광주, 보령, 해남 등 지점에서는 0.53 이상의 높은 HR이 나타난다. HWW에 대한 RUN별 HR (Figs. 8i-l)에서는 남한 평균이 01RUN~04RUN에서 각각 0.34, 0.34, 0.35, 0.34으로 HSS와 마찬가지로 RUN별로 큰 차이가 없다. 01RUN (Fig. 8i)의 경우 HR이 0.07~0.50 범위에서 나타나며 서울, 의성, 문경 등 지점에서는 0.47 이상의 높은 HR이 나타난다. 02RUN (Fig. 8j)의 경우 HR이 0.07~0.64 범위에서 나타나며 HR이 0.33 이상인 지점들이 다른 RUN들에 비해 비교적 작게 나타난다. 고흥, 마산, 제주 등에서는 0.53 이상의 높은 HR이 나타난다. 03RUN (Fig. 8k)의 경우 HR이 0.07~0.53 범위에서 나타나며, 서울, 충주, 제주 보은 등 지점에서는 0.53 이상의 높은 HR이 나타난다. 04RUN (Fig. 8l)의 경우 HR이 0.03~0.60 범위에서 나타나며 진주, 보은, 군산, 충주지점에서는 0.5 이상의 높은 HR이 나타난다. HWD의 경우 마산, 고산, 보은, 임실, 장수 총 5개 지점, HWI의 경우 서울, 수원, 대전, 마산, 고산, 양평, 부여, 임실, 문경, 합천 총 10개 지점, HWW의 경우 마산, 진주, 보은, 임실, 문경, 의성 총 6개 지점에서 HR이 3개 이상의 RUN에서 일관되게 0.43 이상 높게 나타난다.

HSS와 HR을 통하여 HWD, HWI, HWW에 대한 지역별 예측성을 살펴본 결과 남한 평균이 HSS는 0.01~0.09 범위로 모두 0 이상, HR은 0.34~0.39의 범위로 모두 0.33이상의 예측성이 나타난다. RUN별로 살펴보면, HSS와 HR 모두02RUN, 04RUN, 01RUN/03RUN, HWI는 02RUN, 04RUN, 03RUN, 01RUN, HWW의 경우 03RUN, 01RUN/02RUN/04RUN 순으로 높게 나타났다. 따라서 HWD, HWI, HWW 모두 대체적으로 02RUN 예측성이 가장 높고 01RUN의 예측성이 가장 낮음을 알 수 있다. 이는 일 최고기온에 대한 HSS는 02RUN/04RUN, 01RUN, 03RUN, HR은 02RUN, 04RUN, 01RUN, 03RUN 순서로 높게 나타난 것과 비교적 일치한다(Fig. 5). HWI는 고산, 부여, 임실, HWW는 보은, 의성 지점의 경우 3개 이상의 RUN에서 일관되게 예측성이 높게 나타나고 HWD는 태백, 부산, 통영, 수원, 남해, HWI는 태백, 부산, 통영, 남해, 대관령, 속초 등, HWW는 태백, 부산, 통영, 대관령, 속초, 남해 등의 경우 3개 이상의 RUN에서 일관되게 예측성이 낮게 나타난다. 이처럼 부산, 남해와 같이 모든 RUN에서 예측성이 낮게 나타나기도 하지만 이외 대부분 지역은 지역별로 뚜렷한 특징이 나타나지 않으므로 예측성이 지형의 영향을 받기보다는 lead time에 따라 매번 다르게 나타나는 것을 알 수 있다. 즉 예측성이 높고 낮은 지역이 특정 지역에만 국한되어 있지 않고 고르게 나타나는 것으로 보인다.

Figure 9는 1994년과 2018년과 같이 기록적인 폭염이 발생한 해에 대한 WRF의 폭염 예측성을 살펴보기 위하여 관측과 WRF의 RUN별 Hindcast 자료를 이용하여 평년(기후값), 1994년 그리고 2018년의 HWD, HWI, HWW를 나타낸 그림이다. 분석 지점은 남한 지역(전체 지점의 평균값, S.Korea)과 2018년 관측 시작 이후 111년만의 극값(일 최고기온이 39.6°C)이 나타난 서울(Seoul) 그리고 분지 지형으로 우리나라에서 가장 더운 대구(Daegu)로 하였다. 먼저 지점별 관측 값을 비교해보면, 남한 평균과 서울에서는 HWD, HWI,

Fig. 9. Number of Heatwave days (HWD), Heatwave Intensity (HWI) and Heatwave Warning (HWW) during JJA in 1994, 2018 and climatology over South Korea, Seoul and Daegu.

HWW의 강도가 2018년, 1994년, 평년 순서로 크게 나타나므로 폭염이 2018년, 1994년 순서로 평년보다 많이 발생하였음을 알 수 있고, 대구에서는 1994년, 2018년, 평년 순서로 크게 나타나므로 폭염이 1994년, 2018년 순서로 평년보다 많이 발생하였음을 알 수 있다. HWD, HWI, HWW의 평년(이후 HWD_CLIM, HWI_CLIM, HWW_CLIM)은 남한 평균과 서울이 비슷하지만, 1994년과 2018년에 발생한 HWD, HWI, HWW(이후 HWD_1994, HWI_1994, HWW_1994, HWD_2018, HWI_2018, HWW_2018)는 서울이 남한 평균보다 크다. 대구에서 발생하는 HWD, HWI, HWW는 평년, 1994년, 2018년 모두 남한 평균보다 크게 나타난다. WRF의 RUN별 예측성능을 살펴보면, 남한(Fig. 9a)의 경우 HWD_CLIM과 HWW_CLIM은 모든 RUN에서 관측보다 과대 모의하는 것으로 나타나며 그 정도는 HWD_CLIM의 경우 04RUN, 03RUN, 01RUN, 02RUN, HWW_CLIM은 04RUN, 01RUN, 03RUN, 02RUN 순서로 크게 나타난다. HWD_CLIM의 경우 WRF 폭염의 기준을 관측과 마찬가지로 남한 평균 일 최고기온의 상위 6.2%에 해당하는 기준으로 동일하게 정의하였음에도 관측과 다르게 나타난다. 이는 HWD_CLIM이 모든 지점에 동일한 폭염 기준을 적용하여 구한 지점별 HWD를 평균한 값이기 때문이다. 먼저 모든 지점의 일 최고기온을 평균한 뒤, 폭염 기준을 적용하여 HWD를 구하면 관측과 모델의 HWD_CLIM은 5.7일로 같은 값이 나타난다. HWI_CLIM의 경우 04RUN은 마찬가지로 과대 모의하지만, 01RUN, 02RUN, 03RUN은 관측보다 과소 모의하는 것으로 나타난다. 03RUN과 04RUN의 경우 HWD_1994, HWI_1994, HWW_1994, HWD_2018, HWI_2018, HWW_2018모두 관측과 마찬가지로 평년보다 크지만, 평년과 1994년의 차이가 11.8~37.2, 평년과 2018년의 차이가 15.5~50.6 범위로 나타나는 관측에 비해 03RUN과 04RUN에서는 평년과 1994년의 차이가 3.0~5.5, 평년과 2018년의 차이가 3.4~9.5 범위로 그 차이가 매우 작다. 반면, 01RUN과 02RUN에서는 1994년과 2018년의 값이 평년과 비슷하거나 오히려 더 작게 나타난다. 다음으로 서울(Fig. 9b)에서 HWD_CLIM, HWI_CLIM, HWW_CLIM을 살펴보면, 모든 RUN에서 WRF가 관측보다 과대 모의하는 것으로 나타나며 그 정도는 HWD_CLIM

과 HWW_CLIM의 경우 04RUN, 01RUN, 03RUN, 02RUN, HWI_CLIM의 경우 04RUN, 03RUN, 01RUN, 02RUN 순서로 크게 나타난다. 03RUN과 04RUN의 HWD_1994, HWI_1994, HWW_1994, HWD_2018, HWI_2018, HWW_2018과 02RUN의 HWD_2018, WHI_2018, HWW_2018은 관측과 마찬가지로 평년보다 크게 나타나지만, 평년과 1994년의 차이가 16.0~51.8, 평년과 2018년의 차이가 24.0~82.9 범위로 나타나는 관측에 비해 03RUN과 04RUN에서는 평년과 1994년의 차이가 1.9~23.3, 평년과 2018년의 차이가 1.9~31.1 범위로 그 차이가 매우 작다. 반면, 01RUN의 HWD_1994, HWI_1994, HWW_1994, HWD_2018, HWI_2018, HWW_2018과 02RUN의 HWD_1994 HWI_1994. HWW_1994는 평년보다 더 작게 나타난다. 마지막으로 대구(Fig. 9c)에서 HWD_CLIM과 HWW_CLIM은 모든 RUN에서 관측보다 과대 모의하는 것으로 나타나며 그 정도는 04RUN 03RUN, 01RUN, 02RUN 순서로 크게 나타난다. 반면, HWI_CLIM은 모든 RUN에서 과소 모의하는 것으로 나타났다. 01RUN의 HWD_2018, HWI_2018, HWW_2018, 03RUN의 HWD_1994, HWI_1994, HWW_1994, HWW_2018, 04RUN의 HWD_1994, HWI_1994, HWW_1994에서는 평년보다 크게 나타나지만, 평년과 1994년의 차이가 24.5~119.3, 평년과 2018년의 차이가 8.5~76.9 범위로 나타나는 관측에 비해 WRF에서는 1994년의 차이가 1.1~6.8, 평년과 2018년의 차이가 1.1~12.7 범위로 그 차이가 매우 작다. 그 외에는 오히려 평년보다 작게 나타난다. 또 2018년보다 1994년의 폭염이 더 강했던 관측과 달리 WRF는 1994년보다 2018년을 더 크게 모의한다. 평년, 1994년 그리고 2018년의 HWD, HWI, HWW가 대구, 서울, 남한 순서로 전반적으로 크게 나타나는 관측과 다르게 WRF의 경우 서울, 대구, 남한 순서로 크게 나타난다.

HWD_CLIM, HWW_CLIM은 01RUN~04RUN에서 전체적으로 과대 모의하는 경향이 있었으며 HWI_CLIM은 과소 모의하는 경향이 나타났다. 과대 모의하는 정도는 04RUN에서 가장 크게 나타나는데, 이는 지점별 표준편차가 RUN별로 각각 HWD의 경우 11.13, 9.70, 12.44, 17.48, HWI의 경우 17.97, 16.09, 18.40, 25.59, HWW의 경우 7.65. 6.77. 9.16. 14.82로 HWD, HWI, HWW 모두 04RUN, 03RUN, 02RUN, 01RUN에서 크게 나타나는 것을 보아 지점별 변동성이 04RUN에서 가장 크기 때문에 과대모의 되는 정도도 가장 큰 것으로 보인다. 평년, 1994년 그리고 2018년의 HWD, HWI, HWW가 대구, 서울, 남한 순서로 전반적으로 크게 나타나는 관측과 다르게 WRF의 경우 서울, 대구, 남한 순서로 크게 나타나는 것을 보아 WRF가 지역별 특성을 관측에 비해 잘 모의하지 못하는 것으로 판단된다. 1994년과 2018년 같이 폭염이 평년대비 많이 발생한 특정 해에 대해서는 남한평균과 서울의 경우 03RUN과 04RUN, 대구의 경우 03RUN이 가장 잘 모의하는 것으로 나타나지만, 평년과 강도 차이는 관측보다 작게 나타난다.

4. 요약 및 결론

최근 들어 기후변화가 급격해지면서 폭염 등 이상기후현상의 강도와 빈도의 증가로 인해 사회, 경제 및 생태계에 미치는 심각성이 커짐에 따라 이를 대비하기 위해서는 기후 예측에 대한 연구가 필수적이다. 본 연구에서는 PNU CGCM으로부터 생산된 전구 예측자료를 WRF의 초기 및 경계 조건으로 처방하여 남한 지역에 대한 고해상도의 예측자료를 매달 준 실시간으로 생산하고 이를 통해 폭염 예측성을 검증하였다.

폭염의 예측성을 검증하기에 앞서 PNU CGCM과 WRF가 모의한 남한 지역의 일 최고기온을 ASOS 및 NCEP-R2와 비교 및 검증해보았다. WRF가 모의한 일 최고기온의 공간분포 및 월별 특성 등이 PNU CGCM 및 NCEP-R2의 모의수준과 전반적으로 유사하며, WRF 결과에서 남한 지역의 복잡한 지형적 특성이 더 잘 나타남을 확인하였다. WRF가 모의한 일 최고기온의 남한 평균이 ASOS보다 6, 7, 8월에 각각 6.04^{o}C, 5.17^{o}C, 3.88^{o}C로 과소 모의하는 것으로 나타났으나, 이는 WRF의 초기 및 경계조건으로 사용한 PNU CGCM의 일 최고기온 분포의 영향 때문인 것으로 보인다. 또한 일 최고기온에 대한 ASOS와 WRF의 TCC, RMSE, HR 및 HSS를 RUN별로 살펴본 결과, 여름철 일 최고기온의 예측성은 상대적으로 02RUN과 04RUN에서 높게 나타났다.

TCC와 RMSE를 통해 살펴본 HWD, HWI, HWW에 대한 WRF의 RUN별(01RUN~04RUN) 남한 지역 평균 예측성은 TCC의 경우 각각 0.14, 0.02, 0.15, 0.31로 04RUN에서 예측성이 가장 높게 나타났으며, 90% 또는 95% 신뢰수준에서 통계적으로 유의하게 나타나는 지점의 수도 04RUN에서 가장 많았다. RMSE의 경우 남한 평균은 각각 7.95, 8.19, 8.73, 7.73로 04RUN에서 예측성이 가장 높게 나타났다. 이는 일 최고기온의 TCC 및 RMSE가 04RUN에서 높게 나타난 결과와 일치했다. 검증 지수들을 통해 살펴본 HWD, HWI, HWW에 대한 WRF의 예측성은 HSS의 남한 평균이 0.01~0.09, HR의 남한 평균이 0.34~0.39로 대체적으로 HWD, HWI, HWW에 대한 예측성이 있는 것으로 나타났다. HWD, HWI, HWW모두 대체적으로 02RUN 예측성이 가장 높게 나타났으며, 이는 일 최고기온의 HSS 및 HR이 02RUN에서 높게 나타난 결과와 일치했다. 지점별 HSS와 HR 값을 분석한 결과

고산, 부여, 임실, 보은 의성, 부산, 남해 등과 같이 모든 RUN에서 균일하게 높거나 낮게 나타나는 지점도 있지만 이 외에 대부분 지점에서는 지역별로 뚜렷한 특징이 나타나지 않는 것을 보아 예측성이 지형적 특성의 영향보다 lead time의 영향을 더 많이 받는 것을 알 수 있었다.

1994년과 2018년과 같이 기록적인 폭염이 발생한 해에 대한 WRF의 폭염 예측성을 살펴보기 위하여 남한 평균, 서울, 대구의 HWD, HWI, HWW를 분석해 보았다. 모든 RUN (01RUN~04RUN)에서 HWD_CLIM과 HWW_CLIM은 대체적으로 과대 모의하는 경향이 나타났으며, HWI_CLIM은 과소 모의하는 경향이 나타났다. 과대 모의하는 정도는 04RUN에서 가장 크게 나타났는데, 이는 HWD, HWI, HWW의 지점별 표준편차가 04RUN, 03RUN, 03RUN, 02RUN 순서로 크게 나타나는 것을 보아 지점별 변동성이 04RUN에서 가장 크기 때문인 것으로 보인다. 1994년과 2018년 같이 폭염이 평년대비 많이 발생한 특정 해에 대해서는 남한평균과 서울의 경우 03RUN과 04RUN, 대구의 경우 03RUN이 가장 잘 모의하였으나, 1994년과 평년 그리고 2018년과 평년의 차이는 관측에 비해 작게 나타났다. 관측의 경우 폭염의 강도가 대구, 서울, 남한 순서로 크게 나타나는 것과 다르게 WRF의 경우 서울, 대구, 남한 순서로 크게 나타났으며, 대구에서 2018년보다 1994년의 폭염이 더 강하게 나타난 관측과 다르게 WRF는 2018년을 1994년보다 더 크게 나타나는 것을 보아 WRF가 지역별 특성을 관측에 비해 잘 모의하지 못하는 것으로 판단된다.

본 연구에서는 전지구 접합대순환 모형의 결과를 역학적 규모 축소한 일 최고기온을 이용하여 HWD, HWI, HWW에 대한 예측성을 살펴보았다는데 큰 의의가 있으며, 연구결과 장기 지역 기후 예측 모형에 의한 폭염관련 예측성이 통계적으로 유의하게 나타났다. 그러나 단일 GCM, 단일 RCM을 사용하였을 뿐만 아니라 예측 영역이 예측성이 낮은 것으로 알려진 동아시아 지역 중에서도 지형이 복잡하고 좁은 남한 지역이고, 통계적인 보정방법을 적용하지 않은 모형의 원 값을 이용하여 살펴보았기 때문에 한계가 있다. 현재까지 6개월 이상의 장기예측 결과를 일별자료로 제공하는 CGCM과 지역기후모형 체인이 PNU CGCM-WRF Chain밖에 없지만 향후 일별 최고기온 등의 변수를 제공하는 더 많은 모형 결과들이 활용 가능하게 된다면 다중 모형을 이용하는 등 앙상블 예측기법을 이용하여 더 높은 예측성능을 얻을 수도 있을 것으로 본다.

감사의 글

본 논문의 개선을 위해 좋은 의견을 제시해 주신 두 분의 심사위원께 감사를 드립니다. 본 성과물은 농촌진흥청 연구사업(세부과제번호: PJ01229302)의 지원에 의해 이루어진 것임.

REFERENCES

Ahn, J.-B., and J. L. Lee, 2015: Comparative study on the seasonal predictability dependency of boreal winter 2 m temperature and sea surface temperature on CGCM initial conditions. *Atmosphere*, **25**, 353-366, doi:10.14191/Atmos.2015.25.2.353 (in Korean with English abstract).

______, K.-M. Shim, M.-P. Jung, H.-G. Jeong, Y.-H. Kim, and E.-S. Kim, 2018a: Predictability of temperature over South Korea in PNU CGCM and WRF hindcast. *Atmosphere*, **28**, 479-490, doi:10.14191/Atmos.2018.28.4.479 (in Korean with English abstract).

______, J. Lee, and S. Jo, 2018b: Evaluation of PNU CGCM ensemble forecast system for boreal winter temperature over South Korea. *Atmosphere*, **28**, 509-520, doi:10.14191/Atmos.2018.28.4.509 (in Korean with English abstract).

Bonan, G. B., 1998: The land surface climatology of the NCAR Land Surface Model coupled to the NCAR Community Climate Model. *J. Climate*, **11**, 1307-1326.

Chen, F., and J. Dudhia, 2001: Coupling an advanced land surface-hydrology model with the Penn State-NCAR MM5 modeling system. Part I: model implementation and sensitivity. *Mon. Wea. Rev.*, **129**, 569-585, doi:10.1175/1520-0493(2001)129<0569:CAALSH>2.0.CO;2.

Colman, A., and M. Davey, 1999: Prediction of summer temperature, rainfall and pressure in Europe from preceding winter North Atlantic ocean temperature. *Int. J. Climatol.*, **19**, 513-536, doi:10.1002/(SICI)1097-0088(199904)19:5<513::AID-JOC370>3.0.CO;2-D.

Della-Marta, P. M., J. Luterbacher, H. von Weissenfluh, E. Xoplaki, M. Brunet, and H. Wanner, 2007: Summer heat waves over Western Europe 1880-2003, their relationship to large-scale forcings and predictability. *Clim. Dyn.*, **29**, 251-275, doi:10.1007/s00382-007-0233-1.

Dudhia, J., 1989: Numerical study of convection observed during the Winter Monsoon Experiment using a mesoscale two-dimensional model. *J. Atmos. Sci.*, **46**, 3077-3107, doi:10.1175/1520-0469(1989)046<3077:NSOCOD>2.0.CO;2.

Hajat, S., B. Armstrong, M. Baccini, A. Biggeri, L. Bisanti,

A. Russo, A. Paldy, B. Menne, and T. Kosatsky, 2006: Impact of high temperatures on mortality: Is there an added heat wave effect?. *Epidemiology*, **17**, 632-638, doi:10.1097/01.ede.0000239688.70829.63.

Hong, S.-Y., and M. Kanamitsu, 2014: Dynamical downscaling: Fundamental issues from an NWP point of view and recommendations. *Asia-Pac. J. Atmos. Sci.*, **50**, 83-104, doi:10.1007/s13143-014-0029-2.

______, J. Dudhia, and S.-H. Chen, 2004: A Revised approach to ice microphysical processes for the bulk parameterization of clouds and precipitation. *Mon. Wea. Rev.*, **132**, 103-120, doi:10.1175/1520-0493(2004)132<0103:ARATIM>2.0.CO;2.

______, Y. Noh, and J. Dudhia, 2006: A new vertical diffusion package with an explicit treatment of entrainment processes. *Mon. Wea. Rev.*, **134**, 2318-2341, doi:10.1175/MWR3199.1.

Hunke, E. C., and J. K. Dukowicz, 1997: An Elastic-Viscous-Plastic model for sea ice dynamics. *J. Phys. Oceanogr.*, **27**, 1849-1867.

Im, E.-S., Y.-W. Choi, and J.-B. Ahn, 2017: Worsening of heat stress due to global warming in South Korea based on multi-RCM ensemble projections. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **122**, 11444-11461, doi:10.1002/2017JD026731.

IPCC, 2014: *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of The Intergovernmental Panel on Climate Change*. T. F. Stocker et al. Eds., Cambridge University Press, 1535 pp.

Kain, J. S., 2004: The Kain-Fritsch convective parameterization: An update. *J. Appl. Meteorol.*, **43**, 170-181, doi:10.1175/1520-0450(2004)043<0170:TKCPAU>2.0.CO;2.

Katsafados, P., A. Papadopoulos, G. Varlas, E. Papadopoulou, and E. Mavromatidis, 2014: Seasonal predictability of the 2010 Russian heat wave. *Nat. hazards Earth Syst. Sci.*, **14**, 1531-1542, doi:10.5194/nhess-14-1531-2014.

Kiehl, J. T., J. J. Hack, G. B. Bonan, B. A. Boville, B. P. Briegleb, D. L. Williamson, and P. J. Rasch, 1996: Description of the NCAR Community Climate Model (CCM3). NCAR Tech. Note, NCAR/TN-420+STR, 152 pp.

Kim, H. J., S. M. Oh, and I. U. Chung, 2018: An empirical model approach for seasonal prediction of summer temperature in South Korea. *J. Climate Res.*, **13**, 17-35, doi:10.14383/cri.2018.13.1.17 (in Korean with English abstract).

Kim, J.-A., K. R. Kim, C. C. Lee, S. C. Sheridan, L. S. Kalstein, and B.-J. Kim, 2016: Analysis of occurrence distribution and synoptic pattern of future heat waves in Korea. *J. Climate Res.*, **11**, 15-27, doi:10.14383/cri.2016.11.1.15 (in Korean with English abstract).

KMA, 2019: *Annual report for 2018 extreme climate*. Korea Meteorological Administration, 198 pp (in Korean).

Kosaka, Y., J. S. Chowdary, S.-P. Xie, Y.-M. Min, and J.-Y. Lee, 2012: Limitations of seasonal predictability for summer climate over East Asia and the northwestern Pacific, *J. Climate*, **25**, 7574-7589, doi:10.1175/JCLI-D-12-00009.1.

Kunkel, K. E., X.-Z. Liang, and J. Zhu, 2010: Regional climate model projections and uncertainties of U.S. summer heat waves. *J. Climate*, **23**, 4447-4458, doi:10.1175/2010JCLI3349.1.

Lau, N.-C., and M. J. Nath, 2014: Model simulation and projection of European heat waves in present-day and future climates. *J. Climate*, **27**, 3713-3730, doi:10.1175/JCLI-D-13-00284.1.

Lee, W.-S., and M.-I. Lee, 2016: Interannual variability of heat waves in South Korea and their connection with large-scale atmospheric circulation patterns. *Int. J. Climatol.*, **36**, 4815-4830, doi:10.1002/joc.4671.

Meehl, G. A., and W. M. Washington, 1995: Cloud albedo feedback and the super greenhouse effect in a global coupled GCM. *Climate Dyn.*, **11**, 399-411, doi:10.1007/BF00209514.

______, and C. Tebaldi, 2004: MoreiIntense, more frequent, and longer lasting heat waves in the 21st century, *Science*, **305**, 994-997, doi:10.1126/science.1098704.

Mlawer, E. J., S. J. Taubman, P. D. Brown, M. J. Iacono, and S. A. Clough, 1997: Radiative transfer for inhomogeneous atmospheres: RRTM, a validated correlated-k model for the longwave. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **102**, 16663-16682, doi:10.1029/97JD00237.

Pacanowski, R. C., and S. M. Griffies, 2000: MOM 3.0 Manual. NOAA/Geophysical Fluid Dynamics Laboratory, Princeton, USA 08542, 708 pp.

Paulson, C. A., 1970: The mathematical representation of wind speed and temperature profiles in the unstable atmospheric surface layer. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, **9**, 857-861, doi:10.1175/1520-0450(1970)009<0857:TMROWS>2.0.CO;2.

Quesada, B., R. Vautard, P. Yiou, M. Hirschi, and S. I. Seneviratne, 2012: Asymmetric European summer heat predictability from wet and dry southern winters and springs. *Nat. Clim. Change*, **2**, 736-741, doi:10.1038/nclimate1536.

Ratnam, J. V., T. Doi, and S. K. Behera, 2017: Dynamical downscaling of SINTEX-F2v CGCM seasonal retrospective austral summer forecasts over Australia. *J. Climate*, **30**, 3219-3235, doi:10.1175/JCLI-D-16-0585.1.

Russo, S., and Coauthors, 2014: Magnitude of extreme heat waves in present climate and their projection in a warming world. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **119**, 12500-12512.

Skamarock, W. C., J. B. Klemp, J. Dudhia, D. O. Gill, D. M. Barker, M. G. Duda, X.-Y. Huang, W. Wang, and J. G. Powers, 2008: A description of the advanced research WRF version *3*. NCAR Tech. Note, NCAR/TN-475+STR, 125 pp.

Sun, J., and J.-B. Ahn, 2011: A GCM-based forecasting model for the landfall of tropical cyclones in China. *Adv. Atmos. Sci*., **28**, 1049-1055, doi:10.1007/s00376-011-0122-8.

______, and ______, 2015: Dynamical seasonal predictability of the Arctic Oscillation using a CGCM. *Int. J. Climatol.*, **35**, 1342-1353, doi:10.1002/joc.4060.

Teng, H., G. Branstator, H. Wang, G. A. Meehl, and W. M. Washington, 2013: Probability of US heat waves affected by a subseasonal planetary wave pattern. *Nature Geosci.*, **6**, 1056-1061, doi:10.1038/ngeo1988.

Vautard, R., and Coauthors, 2013: The simulation of European heat waves from an ensemble of regional climate models within the EURO-CORDEX project. *Climate Dyn*., **41**, 2555-2575, doi:10.1007/s00382-013-1714-z.

Wilks, D. S., 1995: *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences.* Academic Press, 467 pp.

Yin, H., and Y. Sun, 2018: Characteristics of extreme temperature and precipitation in China in 2017 based on ETCCDI indices. *Adv. Climate Change Res.*, **9**, 218-226, doi:10.1016/j.accre.2019.01.001.

Zhang, X., L. Alexander, G. C. Hegerl, P. Jones, A. K. Tank, T. C. Peterson, B. Trewin, and F. W. Zwiers, 2011: Indices for monitoring changes in extremes based on daily temperature and precipitation data. *WIREs Clim. Change*, **2**, 851-870, doi:10.1002/wcc.147.