



기후변화 시나리오 자료의 불확실성 고려를 위한 대표 GCM 선정기법 개발

Development of Representative GCMs Selection Technique for Uncertainty in Climate Change Scenario

정임국^a · 음형일^b · 이은정^c · 박지훈^d · 조재필^{e, †}

Jung Imgook · Eum Hyung-Il · Lee Eun-Jeong · Park Jihoon · Cho Jaepil

Abstract

It is necessary to select the appropriate global climate model (GCM) to take into account the impacts of climate change on integrated water management. The objective of this study was to develop the selection technique of representative GCMs for uncertainty in climate change scenario. The selection technique which set priorities of GCMs consisted of two steps. First step was evaluating original GCMs by comparing with grid-based observational data for the past period. Second step was evaluating whether the statistical downscaled data reflect characteristics for the historical period. Spatial Disaggregation Quantile Delta Mapping (SDQDM), one of the statistical downscaling methods, was used for the downscaled data. The way of evaluating was using explanatory power, the stepwise ratio of the entire GCMs by Expert Team on Climate Change Detection and Indices (ETCCDI) basis. We used 26 GCMs based on CMIP5 data. The Representative Concentration Pathways (RCP) 4.5 and 8.5 scenarios were selected for this study. The period for evaluating reproducibility of historical period was 30 years from 1976 to 2005. Precipitation, maximum temperature, and minimum temperature were used as collected climate variables. As a result, we suggested representative 13 GCMs among 26 GCMs by using the selection technique developed in this research. Furthermore, this result can be utilized as a basic data for integrated water management.

Keywords: Climate change; GCMs; SDQDM; ETCCDI; selection technique

1. 서 론

기후변화에 관한 정부 간 협의체(Intergovernmental panel of climate change, IPCC)의 제 5차 결합 기후모델 비교사업(The 5th phase of the coupled model intercomparison project, CMIP5)에서 제공되는 전지구기후모델(Global Climate Model, GCM)은 온실가스 배출시나리오에 기반하여 기후변화를 물리적으로 해석하여 전 지구 규모에서 과학적인 전망결과를 제공한다. 이러한 이유로 농업 및 수자원 등의 응용분야에서 GCM 결과를 이용한 기후변화에 따른 영향평가 연구가 활발

히 진행되고 있다(Kim et al., 2016; Cho et al., 2015; Nam et al., 2014; Park et al., 2013; Hwang et al., 2013a, 2013b; Nkomozepi, and Chung, 2012; Yoo et al., 2012). 다양한 응용분야에서 GCM을 사용하여 지역단위의 영향평가 및 취약성 평가 결과를 도출하기 위해서는 먼저 원시 GCM 결과의 편의를 보정하고 지역규모에 맞게 상세화하는 절차가 우선적으로 필요하며, 상세화된 결과를 평가하여 GCM의 불확실성을 평가하고, 대상지역에 적합한 GCM을 선정하는 과정이 수반되어야 한다.

기후변화 관련 연구에 사용되는 전지구기후모델은 지구시스템을 모사하는 과정에서 발생하는 역학적 모수화의 차이, 연직 및 수평 공간해상도의 차이 등으로 인해 기후변화를 모의하는 데 있어 모델 간 상이한 성능을 보인다. GCM의 불확실성을 고려한 관련 국내 연구는 대부분 기존 SRES 시나리오를 기반으로 한 연구들과 최근 CMIP5의 RCP 시나리오를 기반으로 한 연구로 구분된다. 우선 SRES 시나리오 기반 연구의 경우는 5개 미만의 GCM을 이용하여 GCM의 불확실성을 고려하여 논의 필요수량 산정(Yun et al., 2011) 및 한반도의 미래 물 수급 상황과 특정 댐에 대한 미래 유입량을 전망(Kim et al., 2013; Park et al., 2014)이 있다. 10개 이상의 다중 GCM을 사용한 경우는 3개 시나리오와 13개 GCM 결과를 적용하여 한반도 미래 수문 환경 변화를 GCM의 불확실성을 고려하여 수행한 연구가 있다(Bae et al., 2011; Temba and Chung,

^a Researcher, Climate Services and Research Department, APEC Climate Center

^b Surface Water Modeller, Environment Monitoring and Science Division, Alberta, Canada

^c Researcher, Climate Services and Research Department, APEC Climate Center

^d Research Fellow, Climate Services and Research Department, APEC Climate Center

^e Research Fellow, Climate Services and Research Department, APEC Climate Center

† **Corresponding author**

Tel.: +82-51-745-3994

E-mail: jpcho89@apcc21.org

Received: December 27, 2017

Revised: September 11, 2018

Accepted: September 14, 2018

2014). 최신 시나리오 자료인 CMIP5 기반의 연구들은 다중 GCM을 이용한 분석들로서 GCM에 따른 불확실성을 고려하여 농업 및 수자원 분야의 미래 영향을 평가하였다(Kim et al., 2016; Cho et al., 2015; Nam et al., 2014).

하지만 경우에 따라서 현재 구축된 모든 전지구기후모델을 특정 분야에 적용하여 결과를 도출하기에는 시간적인 제약이 존재할 수 있다. 이러한 이유로 사용 가능한 모든 전지구기후모델 중에서 일부 모델을 적절히 선택하여 분석을 수행할 필요가 있다. Shon et al. (2010)과 Sohn et al. (2014)는 GCM 평가를 통한 소수의 최적 GCM을 선정한 후 하천유출 및 국내 가뭄 양상 변화를 유역규모에서 전망한 바 있다.

이와 같이 통계적 상세화에 대한 연구와 전지구모형의 성능을 평가하는 연구 (Hwang, 2014)가 꾸준히 이루어지고 있지만, 전체 사용 가능한 GCM 중에서 일부 GCM을 선택하여 사용하는 경우에 대상지역의 과거 지역기후 특성을 잘 모사하고, 다중 GCM으로부터 제시될 수 있는 미래 불확실성도 고려할 수 있는 방법에 대한 연구는 아직 부족한 실정이다.

본 연구의 목적은 과거 재현성과 미래 불확실성을 고려하여 지역기후에 적합한 대표 GCM을 선정하는 기법을 개발하는 데 있다. 선정방법으로는 전지구기후모델의 편이보정 이전과 이후의 상대적인 성능차이를 과거 관측 자료의 비교를 통

해 정량적으로 평가함으로써 기후모델이 주는 미래 전망의 신뢰성을 확보하고자 하였다. 특정 기후모델이 과거 기후특성을 다른 모델에 비해 정확하게 모의하였다고 해서 이 모델의 미래 전망결과가 반드시 우수하다고는 할 수 없지만, 과거 기후특성도 모의하지 못하는 기후모델이 미래 전망에서 신뢰성 있는 결과를 보여주는 것은 어렵다고 사료된다. 따라서 본 연구에서는 기후모델의 모사능력 평가를 통해 관심지역의 기후 특성 모사에 신뢰성이 낮은 모델의 전망결과를 배제함으로써 미래 전망의 불확실성을 줄여나가고, 순차적으로 선정되는 GCM 개수에 따른 불확실성의 설명력을 고려한 대표 GCM 선정을 위한 방법을 제안하고자 하였다.

II. 재료 및 방법

본 연구에서 제안한 대표 GCM 선정기법은 먼저 Fig. 1과 같이 세 단계를 거쳐 수행하였다. 우선 CMIP5 기반 기후 자료 구축하여 상세화를 수행하고, GCM별 과거 재현성을 평가한 후, 마지막으로 미래기간 불확실성을 평가하는 단계를 거쳐 대표 GCM을 선정하였다. 과거기간 재현성 평가를 위해서 한반도 영역에 해당하는 기후 자료를 추출하여 구축하였다. 과

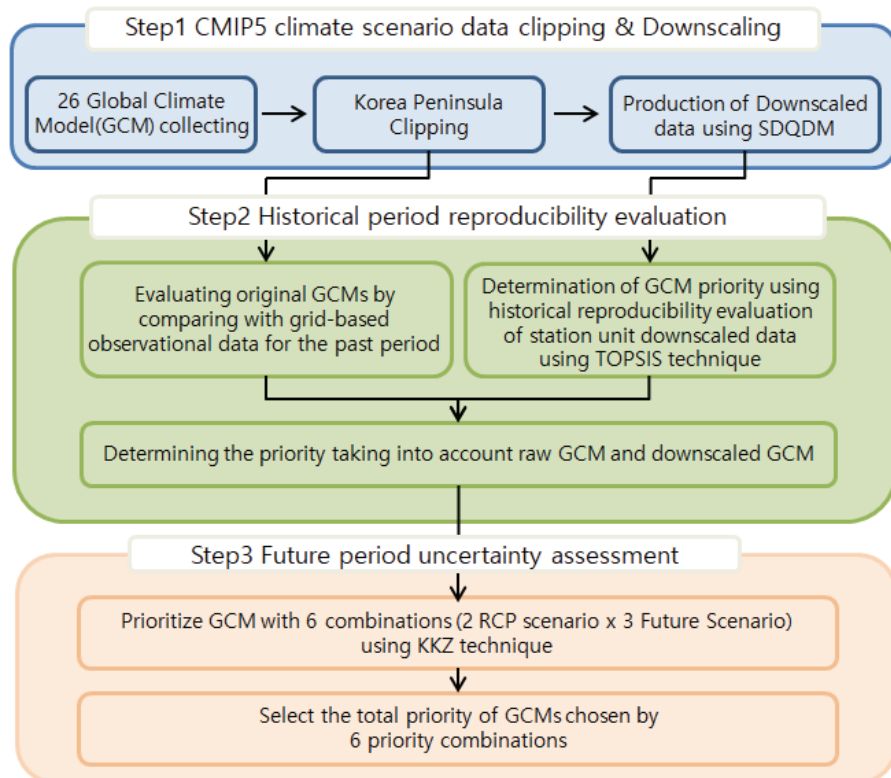


Fig. 1 Flow chart of representative GCM selection technique

거 재현성 평가를 위한 기간(historical period)은 1976년부터 2005년까지의 30년 기간을 사용하였다. 과거기간 재현성 평가는 상세화 이전 원시 GCM을 이용한 과거 공간재현성 분석 결과와 상세화된 자료를 이용하여 TOPSIS(technique for order of preference by similarity to ideal solution)기법을 적용한 결과를 도출한 다음 2개의 결과를 통합하여 우선순위를 결정하였다.

미래 불확실성 평가를 위한 기간은 미래 3개 구간(2025s: 2011-2040, 2055s: 2041-2070, 2085s: 2071-2099)으로 구분하여 적용하였다. 미래기간 불확실성 평가는 과거기간 재현성 평가를 통해 선정된 GCM을 대상으로 수행하였다. 선정된 GCM을 대상으로 Katsavounidis et al. (1994)이 제시한 군집분석 기법인 KKZ (Katsavounidis-Kuo-Zhang)기법을 적용하여 2개 RCP 시나리오 및 3개 미래기간에 의해 만들어지는 6개

경우에 대해 불확실성 평가를 실시하였다. 평가를 통해 6가지의 경우에 대해 미래 불확실성을 설명하기 위한 최소의 GCM 개수를 각각 분석하였고, 6가지 경우를 통합적으로 고려할 수 있는 GCM의 순서를 최종적으로 선정하였다.

1. CMIP5 기후 시나리오 구축 및 상세화

가. CMIP5 기후 시나리오 구축

본 연구에서는 CMIP5 모델에서 제공하는 자료 중 26개 GCM에 대한 강수량, 최저기온, 최고기온을 대상으로 CMIP5의 4개 대표농도경로(Representative Concentration Pathway, RCP) 시나리오 중 핵심인 RCP4.5, RCP8.5 시나리오를 선정하여 일단위 자료를 데이터베이스로 구축하였다.

Table 1은 본 연구에서 구축한 CMIP5 GCM의 종류와 해상도를 보여주고 있다.

Table 1 CMIP5 model names, resolution and institution

No	GCMs	Resolution (degree)	Institution
1	CMCC-CM	0,750 x 0,748	Centro Euro-Mediterraneo per I Cambiamenti Climatici
2	CMCC-CMS	1,875 x 1,865	
3	CCSM4	1,250 x 0,942	National Center for Atmospheric Research
4	CESM1-BGC	1,250 x 0,942	
5	CESM1-CAM5	1,250 x 0,942	
6	MRI-CGCM3	1,125 x 1,122	Meteorological Research Institute
7	CNRM-CM5	1,406 x 1,401	Centre National de Recherches Meteorologiques
8	HadGEM2-AO	1,875 x 1,250	Met Office Hadley Centre
9	HadGEM2-CC	1,875 x 1,250	
10	HadGEM2-ES	1,875 x 1,250	
11	INM-CM4	2,000 x 1,500	Institute for Numerical Mathematics
12	IPSL-CM5A-MR	2,500 x 1,268	Institut Pierre-Simon Laplace
13	MPI-ESM-LR	1,875 x 1,865	Max Planck Institute for Meteorology (MPI-M)
14	MPI-ESM-MR	1,875 x 1,865	
15	FGOALS-s2	2,813 x 1,659	LASG, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences
16	NorESM1-M	2,500 x 1,895	Norwegian Climate Centre
17	GFDL-ESM2G	2,500 x 2,023	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory
18	GFDL-ESM2M	2,500 x 2,023	
19	BCC-CSM1-1	2,813 x 2,791	Beijing Climate Center, China Meteorological Administration
20	BCC-CSM1-1-M	1,125 x 1,122	
21	IPSL-CM5A-LR	3,750 x 1,895	Institut Pierre-Simon Laplace
22	IPSL-CM5B-LR	3,750 x 1,895	
23	MIROC5	1,406 x 1,401	Atmosphere and Ocean Research Institute, National Institute for Environmental Studies, and Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology
24	MIROC-ESM-CHEM	2,813 x 2,791	
25	MIROC-ESM	2,813 x 2,791	
26	CanESM2	2,813 x 2,791	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis

나. 상세 기후변화 시나리오 생산

기후변화 시나리오의 통계적 상세화의 경우 다양한 기법들을 개발하여 사용하고 있으며, 이중 BCSD(Bias Correction and Spatial Disaggregation)는 최초 GCM의 기후정보를 분포형 수문모형의 입력 자료로 사용하기 위해 개발된 상세화 방법으로 본래 월 자료를 바탕으로 상세화를 수행 한다(Burger et al., 2012; Chang et al., 2010; Maurer et al., 2010; Maurer et al., 2008; Wood et al., 2004). 하지만 최근 GCM의 일단위 자료가 제공됨에 따라 시간적 상세화 과정이 필요 없는 daily BCSD가 활발히 사용되고 있다(Abatzoglou and Brown, 2012). 편의보정 방법으로는 GCM과 과거 관측 값에 대한 누적밀도함수를 통계적으로 비교를 통해 보정하는 QM(Quantile Mapping) 방법이 주로 사용되어 왔다. 기후변화 자료를 QM을 통해 상세화할 경우 본래 GCM에서 가지고 있는 장기추세에 대한 경향을 그대로 유지하지 못하는 등의 왜곡 현상이 실제 발생한다(Cannon et al., 2015; Pierce et al., 2015). QDM(Quantile Delta Mapping)은 극값을 포함한 모든 분위수에 대한 장기추세를 유지하면서 편의보정을 수행할 수 있도록 고안되었으며(Cannon et al., 2015) 다른 편의보정 방법들과의 한반도 적용 및 비교를 통해 QDM방법이 미래기간에 대한 장기추세를 잘 유지하는 것으로 평가되었다(Eum et al., 2016a). 따라서 본 연구에서는 대상 관측지점을 기준으로 주위의 GCM 격자까지의 거리를 이용하여 역거리 가중치를 이용하여 공간상세화(Spatial Disaggregation, SD)를 수행한 후 앞서 언급한 QDM기법을 이용하여 편의를 보정하는 SDQDM 기법을 적용하였다. QDM의 적용에 있어서 미래 기간 설정에 따라 분위수 값이 달라질 수 있다. 본 연구에서는 CMIP5의 과거기간(historical)의 마지막 연도인 2005년을 기준으로 30년(1976- 2005)을 참조기간으로 선정하였고, 특정일을 전후로 15일을 고려하여 샘플링을 한 후 QDM 기법을 적용한 후 다음 날짜에 대해 동일한 방법으로 상세화를 진행해 가는 일단위 이동 기법을 사용하였다.

통계적 상세화는 양질의 장기관측 자료의 유무에 따라 상세화 자료와 질이 좌우된다. AWS(Automated Weather Station)에서는 600개 이상의 관측 자료를 제공하고 있으나, 결측치가 많은 지점이 상당수 존재하고 모두 2000년 이후부터 관측이 시작되어 최대 15년 정도의 관측 자료만이 사용 가능하다. 따라서 양질의 장기 관측 자료가 존재하는 국내 60개 ASOS(Automated Synoptic Observing System) 관측점을 대상으로 상세화를 실시하였다 (Table 2).

2. 과거기간 재현성 평가 기법

수자원 분야에 대한 미래 전망은 CMIP5에서 제공하는 기후모형의 특성에 따라 에 있어서 다른 결과를 보여 줄 수 있

다. 특히 한반도 지역 부근과 같이 몬순의 영향을 받는 지역은 그 결과가 모형에 따라 매우 상이하게 나타난다. 따라서 이러한 상이한 모형 간 변동성에 대한 이해가 수자원 영향평가 전에 반드시 필요하다 할 수 있다. 본 연구에서는 RCP 시나리오의 과거기간에 대하여 상세화 이전과 이후 자료를 이용하여 GCM별 과거기간 재현성을 평가한 후 이 두 평가를 통합한 평가 결과를 바탕으로 재현성이 낮은 GCM들을 이후 분석과정에서 제외하는 접근방법을 선택하였다.

가. 원시 GCM의 한반도 지역 재현성 평가

원시 GCM의 평가를 위해서 사용된 자료는 일단위 GPCP(Global Precipitation Climatology Project) 자료를 사용하였으며, Table 1에서와 같이 모형에 따라 다양한 공간해상도를 가지고 있으므로 재현성 평가를 위해 GCM 자료를 관측 자료의 공간해상도와 동일하게 위경도 모두 2.5° 해상도로 변환하여 사용하였다. 분석기간은 GCPC의 경우 1979년 이후 기간에 대한 자료를 제공하여 GCM의 과거 기간과 중복되는 27년(1979~2005)의 기간을 사용하였다. 재현성 평가는 1) 여름철 및 겨울철에 대한 강수, 최고기온, 최저기온 변수별 평균 및 경년변동의 공간분포의 재현성 평가, 2) 강수, 최고기온, 최저기온 별 극한기후지수의 공간분포의 재현성 평가, 3) 동아시아 지역 몬순의 공간분포 재현성 평가의 3가지 항목을 종합하여 평가하였다. 계절의 평균 및 경년변동 재현성 및 극한기후지수의 재현성 평가는 한반도 영역의 육지를 대상으로 수행된 반면 몬순의 재현성 평가는 동아시아 전체 지역을 대상으로 수행되었다.

우선 계절별 평균 및 경년변동성의 재현성 평가는 여름철(June-July-August, JJA) 및 겨울철(December- January-February, DJF)에 대한 강수, 최고기온, 최저기온 변수별 27년 평균 기후장의 공간분포의 재현성과, 27년간 동안에 발생한 계절평균의 경년변동(interannual variability)의 공간분포의 재현성을 고려하였다. 극한기후지수의 재현성 평가는 강수(PRCP)에 대해서 R95p(Annual total PRCP when daily PRCP > 95 percentile) 및 R99p(Annual total PRCP when daily PRCP > 99 percentile)의 2가지 극한기후지수를, 최고기온(TMAX)에 대해서는 TX10p(Percentage of days when TMAX < 10th percentile) 및 TX90p (Percentage of days when TMAX > 90th percentile)의 지수를, 최저기온(TMIN)에 대해서도 TN10p (Percentage of days when TMIN < 10th percentile) 및 TN90p(Percentage of days when TMIN > 90th percentile)의 지수를 고려하였다. 마지막으로 동아시아 지역의 격자별 JJAS(6~9월) 기간과 DJFM(12~3월) 기간 사이의 평균 강수량의 차를 의 동아시아 지역의 몬순의 모사력 평가를 위해 고려하였

Table 2 Station lists of 60 ASOS

ID	Station Name	Lat	Lon	Start Year	ID	Station Name	Lat	Lon	Start Year
90	Sokcho	38° 15'	128° 33'	1968	202	Yangpyeong	37° 29'	127° 29'	1973
100	Daegwallyeong	37° 40'	128° 43'	1972	203	Icheon	37° 15'	127° 29'	1973
101	Chuncheon	37° 54'	127° 44'	1966	211	Inje	38° 03'	128° 10'	1973
105	Gangeung	37° 45'	128° 53'	1912	212	Hongcheon	37° 41'	127° 52'	1973
108	Seoul	37° 34'	126° 57'	1908	221	Jecheon	37° 09'	128° 11'	1973
112	Incheon	37° 28'	126° 37'	1949	226	Boeun	36° 29'	127° 44'	1973
114	Wonju	37° 20'	127° 56'	1973	232	Cheonan	36° 46'	127° 07'	1973
119	Suwon	37° 16'	126° 59'	1964	235	Boryeong	36° 19'	126° 33'	1973
127	Chungju	36° 58'	127° 57'	1973	236	Buyeo	36° 16'	126° 55'	1973
129	Seosan	36° 46'	126° 29'	1968	238	Geumsan	36° 06'	127° 28'	1973
130	Ulsin	36° 59'	129° 24'	1972	243	Buan	35° 43'	126° 42'	1973
131	Cheongju	36° 38'	127° 26'	1967	244	Imsil	35° 36'	127° 17'	1973
133	Daejeon	36° 22'	127° 22'	1969	245	Jeongeup	35° 33'	126° 51'	1973
135	Chupungnyeong	36° 13'	127° 59'	1949	247	Namwon	35° 24'	127° 19'	1973
138	Pohang	36° 01'	129° 22'	1949	256	Juam	35° 04'	127° 14'	1973
140	Gunsan	36° 00'	126° 45'	1968	260	Janheung	34° 41'	126° 55'	1973
143	Daegu	35° 53'	128° 37'	1909	261	Haenam	34° 33'	126° 34'	1973
146	Jeonju	35° 49'	127° 09'	1919	262	Goheung	34° 37'	127° 16'	1973
152	Ulsan	35° 33'	129° 19'	1946	272	Yeongju	36° 52'	128° 31'	1973
156	Gwangju	35° 10'	126° 53'	1940	273	Mungyeong	36° 37'	128° 08'	1973
159	Busan	35° 06'	129° 01'	1905	277	Yeongdeok	36° 31'	129° 24'	1973
162	Tongyeong	34° 50'	128° 26'	1968	278	Uiseong	36° 21'	128° 41'	1973
165	Mokpo	34° 49'	126° 22'	1906	279	Gumi	36° 07'	128° 19'	1973
168	Yeosu	34° 44'	127° 44'	1943	281	Yeongcheon	35° 58'	128° 57'	1973
170	Wando	34° 23'	126° 42'	1973	284	Geochang	35° 40'	127° 54'	1973
184	Jeju	33° 30'	126° 31'	1954	285	Hapcheon	35° 33'	128° 10'	1973
188	Seongsan	33° 23'	126° 52'	1972	288	Miryang	35° 29'	128° 44'	1973
189	Seogwipo	33° 14'	126° 33'	1961	289	Sancheong	35° 24'	127° 52'	1973
192	Jinju	35° 09'	128° 02'	1970	294	Geoje	34° 53'	128° 36'	1973
201	Ganghwa	37° 42'	126° 26'	1973	295	Namhae	34° 48'	127° 55'	1973

다. 앞에서 제시한 3개 항목에 대한 공간재현성 평가는 분석 대상 항목의 격자별 조합을 이용한 공간상관계수(Pattern Correlation Coefficient, PCC)와 오차(Normalized Root-Mean-Square Error, NRMSE)를 평가지표로 사용하여 GCM별로 산정하였다. 전체 GCM에 의한 PCC 및 NRMSE의 평균값을 기준으로 PCC가 높고 NRMSE가 낮은 모형군(GOOD)에는 1 값을 부여하고 PCC가 낮고 NRMSE가 높은 모형군(BAD)에 대해서는 -1 값을 부여하고, 둘 중 하나만 GOOD일 경우는 0 값을 부여하여 평가 matrix를 구축하였다. 최종 평가는 모든 항목에 부여된 점수를 합산하고 이를 정규화하여 사용하였다.

나. 상세화 자료의 재현성 평가

상세화된 다양한 기후 시나리오에 대한 정밀한 평가를 위해서는 다양한 정보를 제공할 수 있는 표준화된 평가체계가 필요하다. 본 연구에서는 기존 연구에서 제안한 기후학적편의(climatological bias), 상관관계(correlation), 변동성(variance), 극한사상(extremes), 지속성(persistence)과 같이 5개의 영역으로 구분한 평가체계(Hayhoe, 2010)와 더불어 NCPP(National Climate Predictions & Projections)의 평가체계를 모두 고려하여 새로운 평가체계를 Table 3과 같이 제시하였다. 즉, 시계열, 분포, 연속성, 극한사상, 그리고 공간상관성과 같이 5가지 평

Table 3 Standardized evaluation system

Criteria	Selected Indicators			Evaluation method
	PRCP	TMAX	TMIN	
Time-series related	PRCPTOT, SDII	SU, ID, DTR, GSL	FD, TR, DTR, GSL	Distance of RMSEs from the perfect value
	Tau*, annual average	Tau, annual average	Tau, annual average	RMSE of tau between observed and simulated values
Distribution related	Distribution of values	Distribution of values	Distribution of values	Kolmogorov-Smirnov distance
Multi-day persistence	CDD, CWD	WSDI	CSDI	Distance of RMSEs from the perfect value
Extremes	Rx5day, Rx1day, R95pTOT, R99pTOT	TXn, TXx, TX10p, TX90p	TNn, TNx, TN10p, TN90p	
Spatial structure	Spatial correlation between stations	Spatial correlation between stations	Spatial correlation between stations	RMSE of spatial correlations between observed and simulated values

*Mann-Kendall tau

*Bold represents ETCCDI indicator described in Table 4

Table 4 24 Indices about ETCCDI indicator names

ID	Variable	Description	Unit
SU	TMAX	Annual count of days when TMAX > 25° C	Days
ID		Annual count of days when TMAX < 0° C	Days
TXn		Annual minimum value of TMAX	°C
TXx		Annual maximum value of TMAX	°C
TX10p		Percentage of days when TMAX < 10th percentile	%
TX90p		Percentage of days when TMAX > 90th percentile	%
WSDI		Annual count of days with at least 6 consecutive days when TMAX > 90th percentile	Days
FD		TMIN	Annual count of days when TMIN < 0° C
TR	Annual count of days when TMIN > 20° C		Days
TNn	Annual minimum value of TMIN		°C
TNx	Annual maximum value of TMIN		°C
TN10p	Percentage of days when TMIN < 10th percentile		%
TN90p	Percentage of days when TMIN > 90th percentile		%
CSDI	Annual count of days with at least 6 consecutive days when TMIN < 10th percentile		Days
DTR	TMAX & TMIN	Annual mean difference between daily maximum temperature TMAX and TMIN	°C
GSL		Annual count between first span of at least 6 days with daily mean temperature TG>5° C and first span after July 1st (Jan 1st in SH) of 6 days with TG<5° C.	Days
CDD	PRCP	Maximum number of consecutive days with daily PRCP < 1mm	Days
CWD		Maximum number of consecutive days with daily PRCP ≥ 1mm	Days
PRCPTOT		Annual total PRCP in wet days (daily PRCP ≥ 1mm)	mm
Rx1day		Annual maximum 1-day precipitation	mm
Rx5day		Annual maximum 5-day precipitation (PRCP)	mm
R95pTOT		Annual total PRCP when daily PRCP > 95 percentile	mm
R99pTOT		Annual total PRCP when daily PRCP > 99 percentile	mm
SDII		Annual precipitation divided by the number of wet days	mm/day

가기준으로 구성된 표준체계를 제시하였다. 이를 보면 강수, 최대기온 및 최저기온과 같이 기후변수 별로 5가지 기준별 적합한 평가지표(indicator)를 선정하였다. 사용된 평가지표는 주로 WMO(World Meteorological Organization)에서 제시하고 있는 ETCCDI(Expert Team on Climate Change Detection and Indices)라는 27개 극한기후지수(Zhang et al., 2011) 중에서 Table 4와 같이 24개 지표를 사용하였다.

본 연구에 적용한 평가 방법은 Table 3에서와 같이 5개 평가 항목별로 총 4가지 방법 중에서 적합하다고 판단되는 방법을 선택하였다. 우선 Distance of RMSEs from the perfect value는 ETCCDI의 기후지수를 이용하여 관측 자료와 상세화 자료의 평균과 표준편차를 이용하여 RMSE를 산정한 것으로, 관측 자료와 상세화 자료에서 만들어진 ETCCDI를 비교하기 위한 지표이다. Table 4의 각 지표는 지표별로 값의 단위 및 범위가 다르기 때문에 상대비율을 산정하고, 각 지표의 단위를 통일하여 비교하였다. 식 (1)은 각 지표에 적용한 관측값 대비 상대변화량의 식을 나타내고, (2)는 각 지표를 평가할 때 사용한 유클리디안 거리를 나타내고 있다.

$$\mu_E = \frac{\mu_s - \mu_0}{\mu_0}, \quad \sigma_E = \frac{\sigma_s - \sigma_0}{\sigma_0} \quad (1)$$

$$D = \sqrt{\mu_E^2 + \sigma_E^2} \quad (2)$$

여기서 μ_E 와 σ_E 는 평균 및 분산의 관측값 대비 상대변화율을 의미하고 아래첨자 s와 o는 각각 모형과 관측 값을 나타낸다. 그리고 D는 유클리디안 거리 (Euclidean distance)를 나타낸다. 즉, 각 지수의 크기에 대한 영향을 최소화하기 위해 무차원화 된 유클리디안 거리를 통해 각 평가지표를 산정하였다.

RMSE of tau between observed and simulated values는 관측 자료와 상세화 자료의 강수량과 최대기온, 최저기온을 대상으로 60개 지점의 과거기간 자료의 Mann-Kendall의 tau를 산정하고 두 자료의 RMSE를 산정한다. Mann-Kendall의 Tau는 상관관계를 나타내는 하나의 척도로 두 변수 관계의 강도를 측정하는 방법이다. 즉 관측 자료와 상세화 자료의 강수량과, 최대기온, 최저기온의 상관강도의 RMSE를 산정하여 관측 자료와 상세화 자료의 상관성을 표현하였다.

Kolmogorov-Smirnov distance는 관측 자료와 상세화 된 자료의 강수량, 최대기온, 최저기온을 대상으로 과거기간의 년 검정통계량을 산정하는 방법이다. Kolmogorov-Smirnov 검정은 두 집단의 중앙값과 분산뿐만 아니라 두 개의 연속적인

분포 전반에 걸쳐서 비교하는 방법으로, 두 집단이 서로 동일한 분포를 가지는가를 알아보는 방법으로, 관측 자료와 상세화 자료가 동일한 분포인지 평가하기 위한 지표이다. K-S 검정의 방법은 경험적 분포함수를 이용하여 두 집단의 가장 큰 차이로부터 콜모고로프 스미르노프 값 Z가 계산되고 이를 이용하여 통계적 결과해석을 진행한다.

RMSE of spatial correlations between observed and simulated values는 관측 자료와 상세화 자료의 공간상관성을 평가하기 위한 지표로 두 자료의 공간상관성의 RMSE를 산정한다.

상세화 자료를 이용한 GCM의 비교·평가를 위해 앞서 언급된 5가지 평가 항목에 TOPSIS(Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) (Hwang, and Yoon, 1981)기법을 적용하여 GCM의 우선순위를 산정하였다 (Eum et al., 2016b). TOPSIS기법은 5개의 영역별로 산정된 정규화된 평가지표에 가중 값을 곱한 값을 대상으로 하여 좋은 해와 그렇지 않은 해를 선정한다. 좋은 해로부터 가장 가까운 거리에 있고 그렇지 않은 해로부터는 가장 먼 거리에 있는 대안을 우선적으로 선정하여 최선과 최악의 대안을 동시에 고려할 수 있는 방법이다. TOPSIS기법은 각 평가항목별 가중값을 부여하여 항목별 중요도를 고려할 수 있다. 그러나 가중 값에 대한 참값이나 분포 등을 알 수 없기 때문에 가중 설정에 따른 우선순위의 불확실성을 고려하기 위해 5가지 평가항목에 대한 20,000가지 가중 값 조합을 생성하였으며 모든 조합에 따른 26개 GCM에 대한 평가순위별 확률을 백분율로 제시하였다.

다. 통합 재현성 평가

앞서 수행된 원시 GCM 평가 및 상세화 자료에 대한 TOPSIS를 이용한 평가를 기반으로 종합적인 GCM 평가를 수행하였다. 종합적인 GCM의 선정은 원시 GCM의 한반도 및 동아시아 지역에 대한 재현성 평가를 통해 정규화 된 점수와 상세화 자료의 재현성 평가를 통해 정규화 된 점수를 합산한 후 총합의 순위를 이용하여 평가를 하였다. 본 연구에서는 종합적인 과거기간 재현성 평가를 통해 한반도 지역기후를 잘 설명하지 못하는 GCM들을 이후 분석 과정인 미래기간 불확실성 평가에 제외하였다.

3. 미래기간 불확실성 평가 기법

GCM에서 제공하는 시나리오는 각 모형의 공간해상도와 대기, 해양 등 결합모형의 종류 등에 따라 상이한 전망결과가 생성된다. 따라서 기후변화 연구에서는 시나리오 내 존재하는 불확실성을 고려하여 해석 결과가 특정 시나리오에 편향

되지 않도록 하는 것이 중요하다. 이러한 불확실성을 고려하기 위해 일반적으로 다양한 시나리오를 고려하는 앙상블 기법을 사용한다. 그러나 상세화된 모든 GCM 자료를 기후변화 영향평가에 포함하여 분석하는 것은 많은 시간과 노력이 요구된다. 따라서 본 연구에서는 앞서 과거 재현성 평가를 통해 worst GCM들을 제거하고 남은 GCM들에 대해서는 전반적으로 한반도 지역의 기후특성을 잘 모의하는 것으로 간주하였다. 최종적인 대표 GCM의 선정은 과거 재현성 평가를 거친 모든 GCM을 사용할 때 발생하는 미래기간에 대한 전체 불확실성의 범위를 산정하고, 산정한 불확실성의 범위를 만족할 만한 수준에서 재현하는데 필요한 GCM의 우선순위와 최소한의 개수를 정하는 방법으로 수행하였다.

GCM의 우선 순위는 군집분석 기법 중 하나인 KKZ 기법을 활용하여 2개 시나리오(RCP4.5 및 RCP8.5)와 3개 미래구간(2025s: 2011-2040년, 2055s: 2041-2070년, 2085s: 2071-2099년)에 의해 발생하는 6가지 조합에 대하여 각각 다른 GCM 우선순위를 산정한 종합적인 우선순위를 최종적으로 선정하였다. KKZ기법은 과거재현성을 통해 선정된 GCM의 과거기간 대비 개별 미래기간(6개 조합)에서의 24개 ETCCDI 기후지수를 종합적으로 고려한 차이(시그널)를 표준화하여 다음의 방법으로 군집분석을 수행한다. KKZ 기법은 모델의 앙상블 평균값과 가까운 값이라고 할 수 있는 중심에 있는 모델을 먼저 선택한다. 그 후 먼저 선택된 모델과 가장 먼 모델을 두 번째로 선택한다. 세 번째 이후의 모델의 선택은 다음의 3단계 과정을 통해 결정이 된다. 먼저 이전에 선택되었던 모델과 남은 모든 모델의 거리를 산정한다. 그 다음 이전에 선정된 모든 거리 중 최소 거리를 각 모델에 할당한다. 마지막으로 이 최소 거리들 중 가장 큰 값을 가지는 모델을 선택한다. 즉, KKZ 기법은 최소한 3개의 GCM을 사용하더라도 전체 사용된 GCM들의 평균과 최소 및 최대값의 범위를 반영하기 위한 접근이라 할 수 있다. 미래 기간별로 GCM에 따른 기후변동성이 다르게 나타나기 때문에 어떤 미래 구간과 RCP 시나리오를 선정하느냐에 따라서 선정되는 GCM의 우선순위가 다를 수 있다. 따라서 6가지 경우에 대해 개별적으로 선정된 GCM의 우선순위를 고려하여 통합 우선순위를 산정하였다. 통합 우선순위 산정은 생성된 모든 경우의 순위를 평균하여 다시 우선순위를 산정하는 방법으로 진행하였다.

전체 ETCCDI 기후지수의 변동성 범위를 만족할 만한 수준에서 재현하는데 필요한 최소 GCM의 개수는 앞서 선정된 통합 우선순위에 따라서 GCM을 하나씩 증가시켜 감에 따라서 총 변동성의 범위 중에서 어느 정도를 표현할 수 있는지를 분석하였다. 각 기후지수에 대하여 전체 GCM에 의해서 발생할 수 있는 전체범위 중 사용된 GCM에 의해 발생할 수 있는

범위의 비율을 상대변화라 하고, 상대변화가 90%이상이 되는 기후지수의 개수가 전체 24개 지수 중 80% 이상이 되는 최소 GCM의 개수를 만족할 만한 수준의 재현 기준으로 정하여 산정하였다. 상대변화는 아래의 식을 이용하여 계산하였다.

$$r_{ij} = \frac{Max(X') - Min(X')}{Max(X) - Min(X)}, i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, \quad (3)$$

여기서, r_{ij} 는 총 n 개의 GCM 개수 중에서 선정된 우선순위에 따라서 i 개의 GCM이 사용되는 경우, 총 m 개의 기후지수 중 j 번째 개별 기후지수에 대하여 산정된 상대변화를 의미한다. 즉, i 는 KKZ기법을 통해 산출된 GCM의 순서를 의미하고 n 은 과거재현성 평가를 통해 선정된 GCM의 전체 개수이다. $Max(X)$, $Min(X)$ 는 j 번째 기후지수에 대하여 총 n 개의 GCM들로부터 산출된 최댓값, 최솟값을 의미하고, $Max(X')$, $Min(X')$ 은 j 번째 기후지수에 대하여 선정된 우선순위에 따라서 사용된 i 개의 GCM들로부터 산출된 최댓값, 최솟값을 의미한다. 단, $i = 1$ 인 경우 범위를 산정할 수 없기 때문에 $i = 2$ 일 때와 같은 값으로 산출하였다. m 은 사용된 기후지수의 전체 개수로 본 연구에서는 24개의 기후지수가 사용되었다.

본 연구에서는 i 개의 선정된 GCM이 사용되는 경우에 j 번째 기후지수에 대한 상대변화인 r_{ij} 를 산정한 후 r_{ij} 값이 0.9보다 큰 값을 보이는 기후지수의 개수의 전체 기후지수의 개수(m)에 대한 비율을 R_i 이라고 할 때, 즉, R_i 는 i 번째 순서까지의 GCM에 대하여 총 m 개 기후지수에 대한 개별 기후지수의 상대변화(r_{ij})가 90% 이상이 되는 기후지수 개수의 비율을 의미하며 식 (4)와 같이 계산한다.

$$R_i = \frac{\sum_{j=1}^m p_{ij}}{m} \quad (4)$$

여기서 p_{ij} 는 1과 0으로 구성되며 j 번째 기후지수의 상대변화인 r_{ij} 가 전체 변동률의 90% 이상을 설명하는 경우 1을 부여하고 그렇지 않은 경우 0을 부여한다.

$$p_{ij} = \begin{cases} 1, & r_{ij} \geq 0.9 \\ 0, & \text{else} \end{cases}, j = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

본 연구에서는 R_i 의 값이 0.8 보다 커지기 시작하는 경우에 해당되는 i 값 및 GCM의 우선순위를 만족할 만한 수준의 재현을 위해 필요한 최소 GCM의 개수 및 우선순위로 산정하였다. 앞서 설명한 바와 같이 RCP 시나리오와 미래기간의 조건

에 따라서 필요한 최소 GCM의 개수와 우선순위가 다르게 산정되므로, 각시차가지 경우에 대하여 각각 우선순위를 각각 산정한 다음, 산정된 우선순위를 통합하여 하나의 최종 우선순위를 산정한다.

III. 결과 및 고찰

1. 과거기간 재현성 평가결과

가. 원시 GCM의 한반도 지역 재현성 평가

원시 GCM의 과거기간에 대한 공간재현성 평가 결과는 Table 5와 같다. 비교적 여름철에 강수와 기온에 대한 좋은 성능을 보인 모델들은 CCSM4, CMCC-CM, CESM1-CAM5, NorESM1-M 등이 있었으며, 비교적 과거기간 재현성이 낮은 모형들은 GFDL-CM3, HadGEM3, MIROC-ESM 등으로 나타났다. 겨울철에 강수와 기온에 대한 좋은 성능을 보인 모델들은 CCSM4, CESM1-BGC, CESM1-CAM5, GFDL-CM3, GFDL-ESM2G, GFDL-ESM2M 등이 있었고 비교적 과거기간 재현성이 낮은 모형들은 HadGEM3, HadGEM2-CC 등이 있었다. 또한, 극한값 모의 성능을 평가하기 위한 극한기후지수의 과거기간 재현성도 평가결의 경우, 비교적 높은 모의 성능을 보인 모델들은 CCSM4, CESM1-BGC, CESM2-CAM5, MRI-CGCM3, NorESM2-M으로 나타났으며, 비교적 모사력이 낮은 모델들은 IPSL-CM5B-LR, MIROC5, MIROC-ESM-CHEM, MIROC-ESM으로 나타났다.

나. 상세화 자료의 재현성 평가

Fig. 2는 TOPSIS기법에 의한 기후변수 별 GCM의 우선순위 백분율을 보여주고 있다. X축은 평가에 따른 우선순위(rank)를 의미하며 Y축은 해상도에 따라 정렬된 GCM을 나타내고 해상 격자별 색깔은 전체 20,000번 중 해당 랭크에 해당되는 횟수를 백분율로 나타낸 것이다. 우선 GCM은 공간해상도에 따라 나열하였는데 공간해상도가 높은 순에서 낮은 순으로 나열하여 공간해상도와 재현성(랭크)와의 상관관계를 살펴보고자 하였다. 우선, 최고기온에 대한 우선순위를 비율을 살펴보면 우선순위 백분율이 공간해상도와 상관관계를 갖고 있다는 것을 알 수 있다. 다시 말해, 고해상도를 가진 CMCC-CM, CCSM4, CESM1-BGC와 같은 모형에서 상위순위에 높은 비율을 보였으며 이와 반대로 낮은 해상도를 가진 BCC-CSM1-1과 같은 모형에서 하위순위에 높은 비율을 나타냈다. 최저기온도 이와 유사한 경향을 보이고는 있지만 최고기온만큼 강한 상관관계만큼 나타내지는 않았다. 그러나 대체적으로 고해상도를 가진 모형에서 높은 우선순위 비율을 나타내고 저해상도를 가진 모형에서 하위순위에 높은 우선순위 백분율을 보이는 것을 알 수 있다. 이는 주로 해수면 온도와 같은 large-scale forcing의 영향을 받는 기온특성으로 인해 고해상도를 가진 기후모형이 한반도 주변 기온의 계절특성을 보다 효율적으로 모의한다는 것을 나타내고 있다. 또한 지형 특성의 영향을 크게 받지 않는 최대온도에서 이러한 경향이 더 확연히 나타나는 것으로 확인되었다. 강수에 대한 우선순

Table 5 Results from raw GCM evaluation matrix

GCM		BCC-CSM1-1	BCC-CSM1-1-M	CanESM2	CCSM4	CESM1-BGC	CESM1-CAM5	CMCC-CM	CMCC-CM5	CNRM-CM5	FGOALS-S2	GFDL-CM3	GFDL-ESM2G	GFDL-ESM2M	GISS-E2-R	HadCM3	HadGEM2-AO	HadGEM2-CC	HadGEM2-ES	INM-CM4	IPSL-CM5A-LR	IPSL-CM5A-MR	IPSL-CM5B-LR	MIROC5	MIROC-ESM-CHEM	MIROC-ESM	MPI-ESM-LR	MPI-ESM-MR	MRI-CGCM3	NorESM1-M	
index	TX10p							1		-1	1	1	1		1			1	1	1					-1	-1	-1	-1		1	
	TX90p	-1		1		1				-1	1				1						1										
	TN10p				1			-1				1				1		1	1	1			-1			1		-1		1	1
	TN90p		-1			1	1		-1	-1	1	1	1			1	1	1		1						-1	1	-1		1	1
	R95p	1	1		-1							1	1			1	1						-1	-1	-1					1	1
	R99p	1										1	1			1	1						-1	-1	-1					1	1
		1	0	1	0	2	1	0	-1	-3	5	5	2	0	6	3	2	2	3	2	2	-1	-2	-2	-1	-2	-1	-2	-2	3	5
JJA	prcp				-1		1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1							-1	-1	-1		1	1
	NRMSE				-1	-1	-1	1		1		-1	1	1	-1	-1	1	1	1					-1	-1	1	1	1		1	1
	PCC				1	1	1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1		1	1	1		1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	
	NRMSE	1		1				1		1		1	1	1	1	-1				1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	
	PCC	-1	-1		1	1	1			1		-1	1	-1	1	-1				-1	-1		1	1	1	-1	-1	1	1	1	1
	NRMSE				1	1	1			1		-1	1	1	1	-1		-1		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
		0	-1	1	3	2	5	1	0	6	-2	-3	2	0	-2	-5	2	-1	3	0	1	1	-2	0	0	-3	3	1	2	4	
DJF	prcp				-1	1	1	1	1			1	1	1		-1	-1	-1		1	1	1	1		-1	-1		1	1		
	NRMSE				1	1	1	1	-1		-1		1	1	1		-1	-1	-1		1	1	1		1	1	1		1	1	
	PCC	1	-1	-1	1	1	1	1	-1		1	-1		1	1		1	1	1	1	1		1	-1	1	-1	-1	1	1	1	
	NRMSE	1	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1		1	1	1	-1	-1	1	1	1	
	PCC	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1		-1	1	1		1	1	1	-1	-1	1	1	1	
	NRMSE				1	1	1	1		1		1	1	1	1	-1		-1		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
		1	1	1	6	6	4	-3	3	2	-1	4	3	6	4	-3	-2	-4	0	0	3	4	1	-1	-1	-1	3	4	6	3	
AC1 (EA)		-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1	1		
		-1	-1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	0	1	-1	-1	-1	1	1	1	1	-1	0	-1	-1	-1	-1	1	
Total score		1	-1	4	10	11	11	-3	1	6	3	7	8	7	8	-4	1	-4	5	3	4	4	-4	-2	-4	-6	3	2	10	13	

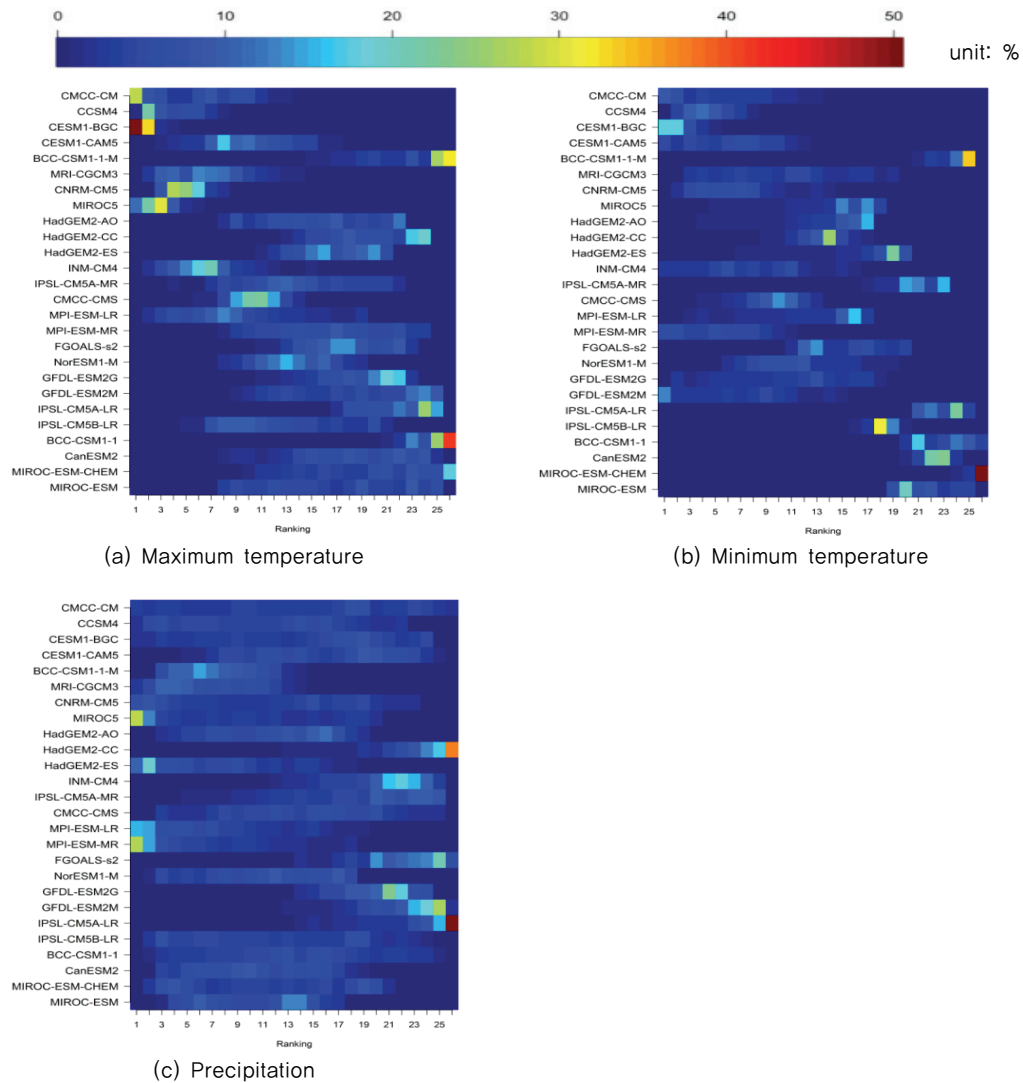


Fig. 2 GCM's Priority percentage of each climate index through 20,000 weighted combination in TOPSIS using standardized evaluation system

위를 보면 공간해상도와 우선순위의 상관관계를 찾기 힘든 것을 알 수 있다. 일반적으로 강수는 지형특성에 따라 또한 국지적 대류현상에 따라 상이한 분포를 가지게 되는데 CMIP5 GCM모형은 아직까지는 이러한 강수 지역특성을 고려하기에는 충분치 않은 공간해상도를 가지기 때문인 것으로 보인다. 그러나 MIROC5나 MPI-ESM-MR은 상위순위에 높은 비율을 보이고 있는 반면 HadGEM-CC나 IPSL-CM5A-LR과 같은 모형은 우선순위가 낮은 곳에 30% 이상의 높은 비율을 나타내고 있다.

다. 통합 재현성 평가

앞에서 한반도 영역과 상세화 자료의 재현성 평가를 통해 얻어진 skill score를 합산하여 Table 5와같이 26개 GCM에 대

한 우선순위를 부여하였다. 합산하는 과정에서 상세화 된 시나리오에 대해서는 RMSE와 같이 모형의 에러를 점수화하여 낮을수록 좋은 skill을 의미하는 반면 한반도 영역에 관한 점수는 높을수록 좋은 skill을 의미한다. 따라서 정규화 된 한반도 영역에 관한 점수에 (-)를 취하고 두 skill score를 합산하여 우선순위를 산정하였다. 따라서 Table 5에서 각 모형의 점수가 낮을수록 skill이 높다는 것을 의미한다. 이를 보면 대부분 두 영역에서 모두 skill score의 경향이 유사하게 나타나는 것을 알 수 있다. 본 연구에서 평가를 위해 산정한 한반도 범위의 skill score와 상세화 자료의 skill score를 이용하여 두 skill score가 모두 양수가 되는 지점을 기준으로 한반도 지역기후를 잘 설명하지 못하는 GCM들(20번 이후)은 이후 분석에서 제외하였다.

2. 미래기간 불확실성 평가결과

본 연구에서는 RCP4.5와 RCP8.5 시나리오에서 미래 3개구간에 대한 기후지수의변동성을 충분히 고려할 수 있는 최소 GCM의 개수를 파악하였다. 과거기간 재현성 평가를 통해 선정한 19개 GCM을 이용하여 우선순위별로 GCM을 하나씩 증가시켜 GCM이 증가할 때마다 미래 기후변동성을 어느 정도 표현할 수 있는지 분석하고자 하였다. 각 구간에서 GCM의 우선순위는 KKZ기법을 통해 산정된 우선순위를 사용하였다. KKZ 기법을 이용하여 미래 기간에 발생할 수 있는 불확실성을 90%이상 고려할 수 있는 ETCCDI가 전체 24개 중 80%이상인 20개 이상이 되기 위한 최소 GCM을 고려하기 위해 상대변화량을 사용하였다. 각 RCP 시나리오별 그리고 미래 3개구간에 대한 GCM의 우선순위를 Table 6을 통해 보여준다. 6개의 상황에서 선정된 각각의 우선순위를 이용하여 통합 우선순위로 재정리하였다. 통합 우선순위를 기반으로 KKZ plot을 통해 시각화하였다. KKZ plot의 결과는 Fig. 3과 같고, 6개의 조건에서 각각의 ETCCDI 전체변동률의 90% 이상을 설명하는 전체 ETCCDI 비율이 80%이상인 20개 이상의 최소 GCM의 개수는 13개임을 알 수 있다. 산정방법은 총 하나의 지수에 대해 19개 GCM의 총 상대변화량이 100일 때 3개의 시나리오에 대한 상대변화량이 30이면 30%로 산정된다.

RCP 시나리오별 그리고 미래 3개 구간에 대한 각각의 미래기간 불확실성 평가를 한 결과, 전체 24개 ETCCDI 중 80%이상인 20개 이상의 지수에서 전체 변동률의 90%이상을 설명할 수 있는 최소의 GCM 개수가 13개로 선정되었다. 순서대로 입력되는 GCM의 순서가 6가지 상황에서 모두 동일하므로 이는 Table 6에서 볼 수 있는 1번부터 13번의 GCM으로 전체 ETCCDI 중 80%이상의 지수에서 변동률이 90%이상 설명된다는 것을 의미한다.

IV. 요약 및 결론

본 연구에서 실시한 과거기간 재현성 평가를 통해 한반도 지역기후를 잘 설명하지 못하는 worst GCM을 제외한 19개의 GCM을 선정하였다. 그리고 미래 시대별로 기후변동성이 다르게 나타나는 CMIP5 모형의 특징을 고려하여 군집분석 방법 중 하나인 KKZ기법을 이용하여 과거 재현성 평가를 통해 정리된 GCM들의 미래기간 불확실성 평가를 하였다. 이를 위해 ETCCDI의 변동성을 충분히 고려할 수 있는 GCM 개수를 파악하기 위해 19개 GCM에 대한 우선순위별로 GCM을 하나씩 증가시켜 GCM이 증가할 때 마다 미래 기후변동성을 어느 정도 표현할 수 있는지 분석하였다. 전구기후모델의 상대적

Table 6 Priority of GCMs by standardized skill score

Priority	GCM	Standardized skill score		
		Original data	TOPSIS	Total
1	CESM1-BGC	-1.475	-1.618	-3.093
2	CCSM4	-1.286	-1.516	-2.803
3	MRI-CGCM3	-1.286	-1.111	-2.398
4	NorESM1-M	-1.853	-0.357	-2.211
5	CESM1-CAM5	-1.475	-0.623	-2.098
6	CNRM-CM5	-0.531	-1.223	-1.754
7	MPI-ESM-LR	0.036	-0.878	-0.841
8	MPI-ESM-MR	0.225	-0.973	-0.748
9	HadGEM2-ES	-0.342	0.029	-0.312
10	INM-CM4	0.036	-0.313	-0.277
11	GFDL-ESM2M	-0.720	0.514	-0.206
12	GFDL-ESM2G	-0.909	0.762	-0.147
13	MIROC5	0.981	-1.118	-0.137
14	CMCC-CMS	0.414	-0.516	-0.102
15	CMCC-CM	1.170	-1.127	0.044
16	HadGEM2-AO	0.414	0.127	0.542
17	CanESM2	-0.153	0.813	0.660
18	IPSL-CM5A-MR	-0.153	0.922	0.769
19	IPSL-CM5A-LR	-0.153	1.186	1.033
20	FGOALS-s2	0.036	1.112	1.149
21	IPSL-CM5B-LR	1.359	0.105	1.464
22	BCC-CSM1-1-M	0.792	1.116	1.908
23	BCC-CSM1-1	0.414	1.545	1.959
24	MIROC-ESM	1.737	0.609	2.346
25	MIROC-ESM-CHEM	1.359	1.253	2.612
26	HadGEM2-CC	1.359	1.279	2.639

인 성능차이를 정량적으로 평가함으로써 기후모델이 주는 미래 전망의 신뢰성을 평가하고, 이를 이용하여 한반도 지역에 맞는 GCM들을 찾고자 하였다.

통계적 상세화는 SDQDM 방법을 사용하여 국내 60개 ASOS 관측점을 대상으로 수행하였다. 한반도 지역의 기후 특색을 잘 모의하는지를 정량적으로 평가하기 위해 한반도 지역의 공간기후도와 기후평균장과 더불어 ETCCDI 중 극값의 비율을 나타내는 지수를 이용하여 모형의 성능을 비교하였다. 또한 한반도 지역의 평가결과가 남한지역에 대한 결과와 상이할 가능성이 있어 상세화 된 자료를 대상으로 TOPSIS 기법을 통해 재평가를 하였다. 그 결과 26개 GCM중 한반도 지역 기후특성을 잘 나타내지 못하는 것으로 보이는 7개의 GCM을 제외한 19개의 GCM을 통합 우선순위를 선정하는데

Table 7 Six priority and total priority for each situation

No	RCP4.5_S1 2025s	RCP4.5_S2 2055s	RCP4.5_S3 2085s	RCP8.5_S1 2025s	RCP8.5_S2 2055s	RCP8.5_S3 2085s	Total
1	HadGEM2-AO	NorESM1-M	NorESM1-M	CESM1-BGC	NorESM1-M	MIROC5	INM-CM4
2	CMCC-CMS	CMCC-CMS	CMCC-CMS	MRI-CGCM3	INM-CM4	INM-CM4	HadGEM2-ES
3	HadGEM2-ES	INM-CM4	INM-CM4	HadGEM2-AO	GFDL-ESM2G	CanESM2	NorESM1-M
4	INM-CM4	HadGEM2-ES	HadGEM2-ES	GFDL-ESM2G	HadGEM2-ES	CNRM-CM5	MRI-CGCM3
5	GFDL-ESM2G	CNRM-CM5	MPI-ESM-MR	IPSL-CM5A-MR	IPSL-CM5A-MR	IPSL-CM5A-MR	GFDL-ESM2G
6	IPSL-CM5A-MR	IPSL-CM5A-LR	MRI-CGCM3	HadGEM2-ES	CMCC-CM	HadGEM2-ES	CNRM-CM5
7	CESM1-BGC	GFDL-ESM2G	IPSL-CM5A-LR	INM-CM4	CNRM-CM5	CMCC-CM	CESM1-BGC
8	MRI-CGCM3	MRI-CGCM3	CCSM4	MPI-ESM-LR	CCSM4	MPI-ESM-LR	IPSL-CM5A-MR
9	CNRM-CM5	CCSM4	CMCC-CM	NorESM1-M	MRI-CGCM3	CESM1-BGC	CMCC-CMS
10	CanESM2	CESM1-BGC	CanESM2	MPI-ESM-MR	MIROC5	MRI-CGCM3	CMCC-CM
11	CESM1-CAM5	GFDL-ESM2M	CNRM-CM5	IPSL-CM5A-LR	CanESM2	IPSL-CM5A-LR	IPSL-CM5A-LR
12	CCSM4	CMCC-CM	GFDL-ESM2M	CMCC-CM	CESM1-BGC	NorESM1-M	CanESM2
13	CMCC-CM	MPI-ESM-MR	CESM1-BGC	CNRM-CM5	IPSL-CM5A-LR	HadGEM2-AO	HadGEM2-AO
14	MIROC5	IPSL-CM5A-MR	MIROC5	CanESM2	CMCC-CMS	GFDL-ESM2M	CCSM4
15	IPSL-CM5A-LR	CESM1-CAM5	GFDL-ESM2G	CMCC-CMS	MPI-ESM-LR	GFDL-ESM2G	MIROC5
16	MPI-ESM-LR	CanESM2	HadGEM2-AO	GFDL-ESM2M	CESM1-CAM5	MPI-ESM-MR	MPI-ESM-MR
17	NorESM1-M	MPI-ESM-LR	IPSL-CM5A-MR	MIROC5	GFDL-ESM2M	CMCC-CMS	MPI-ESM-LR
18	GFDL-ESM2M	MIROC5	MPI-ESM-LR	CCSM4	HadGEM2-AO	CESM1-CAM5	GFDL-ESM2M
19	MPI-ESM-MR	HadGEM2-AO	CESM1-CAM5	CESM1-CAM5	MPI-ESM-MR	CCSM4	CESM1-CAM5

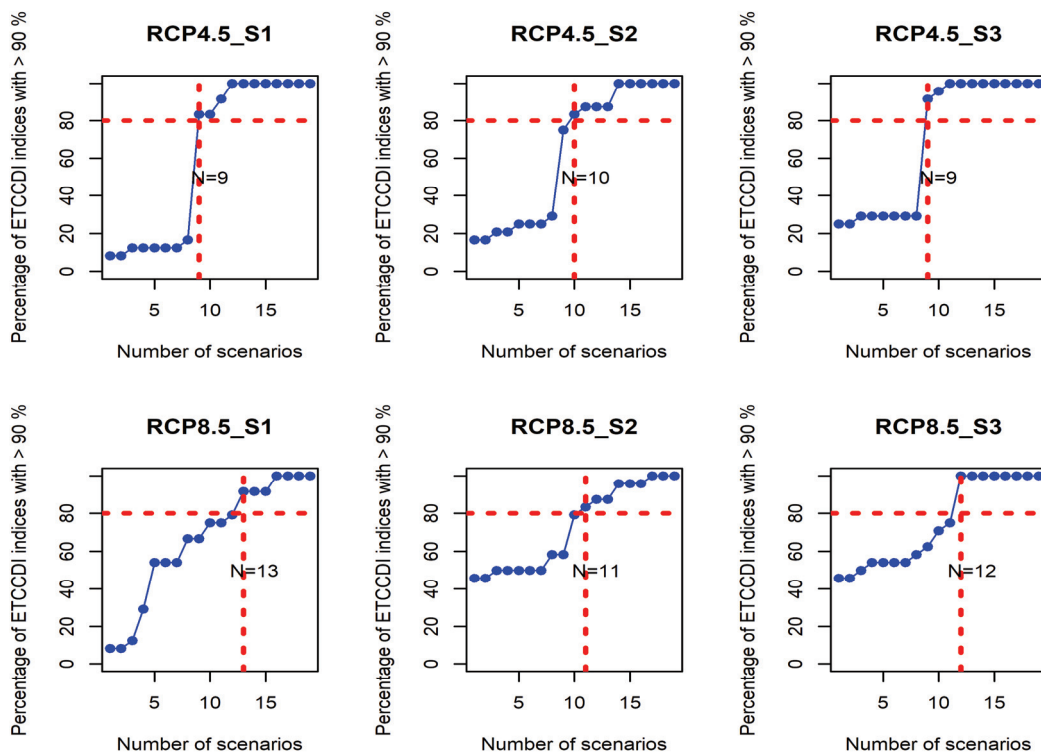


Fig. 3 Percentage of the index that accounts for more than 90% of the ETCCDI total change rate

사용하였다. 통합 우선순위를 고려하기 위한 방법으로는 군집분석 기법 중 하나인 KKZ기법을 활용하여 RCP별 그리고 미래 3개 구간 즉, 2011-2040년(2025s), 2041-2070년(2055s), 2071- 2099년(2085s)에 대해 각각의 우선순위를 정리하고 이를 통합하여 우선순위를 산정하였으며, 최종적으로 13개의 GCM이 ETCCDI의 변동성을 충분히 고려할 수 있는 GCM의 최소 개수로 선정하였다.

본 연구의 결과는 GCM의 불확실성을 고려한 농업용 저수지 중심의 미래 농업용수 수요량 및 공급량을 추정하는데 있어서 도움을 줄 수 있으며, 더 나아가 다목적댐과 같은 용수공급시설물 최적연계 운영체계 및 신규수원 개발 우선 투자결정지원 기술 개발 분야에도 활용될 수 있다. 이를 통해 미래 기간의 농업용 저수지 및 다목적댐의 안정적인 용수공급 및 저수지 운영기술 분야에 활용 될 수 있는 것으로 예상된다.

감사의 글

본 연구는 APCC의 지원으로 수행되었음.

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었음 (과제번호: 18AWMP-B083066-05).

REFERENCES

1. Abatzoglou, J. T., and T. J. Brown, 2012. A comparison of statistical downscaling methods suited for wildfire applications. *International Journal of Climatology* 32(5): 772-780. doi:10.1002/joc.2312
2. Baw, D. H., I. W. Jung, and D. P. Lettenmaier, 2011. Hydrologic uncertainty in climate change from IPCC AR4 GCM simulations of the Chungju basin, Korea. *Journal of Hydrology* 401(1-2): 90-105. doi:10.1016/j.jhdrol.2011.02.012
3. Burger, G., T. Q. Murdock, A. T. Werner, and S. R. Sobie, 2012. Downscaling extremes-An intercomparison of multiple statistical methods for present climate. *Journal of Climate* 25: 4366-4388. doi:10.1175/JCLI-D-11-00408.1
4. Cannon, A. J., S. R. Sobie, and T. Q. Murdock, 2015. Bias correction of GCM precipitation by quantile Mapping: How well do methods preserve changes in quantiles and extremes? *Journal of Climate* 28(17): 6938-6959. doi:10.1175/JCLI-D-14-00754.1
5. Chang, H. J., and I. W. Jung, 2010. Spatial and temporal changes in runoff caused by climate change in a complex large river asdin in Oregon. *Journal of Hydrology* 388(3-4): 186-207. doi:10.1016/j.jhydrol.2010.04.040
6. Cho, J., S. Hwang, G. Go, K.-Y. Kim, and J. Kim, 2015. Assessing the climate change impacts on agricultural reservoirs using the SWAT model and CMIP5 GCMs. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 57(5): 1-12 (in Korean). doi:10.5389/KSAE.2015.57.5.001
7. Eum, H.-I., and A. J. Cannon, 2016a. Intercomparison of projected changes in climate extremes for south Korea: application of trend preserving statistical downscaling methods to the CMIP5 Ensemble. *International Journal of Climatology* 37(8): 3381-3397. doi:10.1002/joc.4924
8. Eum, H.-I., A. J. Cannon, and T. Q. Murdock, 2016b. Intercomparison of multiple statistical downscaling methods: multi-criteria model selection for south Korea. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 31(3): 683-703. doi:10.1007/s00477-016-1312-9
9. Hayhoe, K. A., 2010. A standardized framework for evaluating the skill of regional climate downscaling techniques. Ph.D. diss., Champaign, Illinois: University of Illinois at Urbana-Champaign.
10. Hwang, S., K. Yoon, and C. L., 1981. *Multiple attribute decision making: methods and applications*. New York: Springer-Verlag.
11. Hwang, S., and W. D. Graham, 2013a. Development and comparative evaluation of a stochastic analog method to downscale daily GCM precipitation. *Hydrology and Earth System Sciences* 17(13): 4481-4502. doi:10.5194/hess-17-4481-2013
12. Hwang, S., Y. G. Her, and S. Chang, 2013b. Uncertainty in regional climate change impact assessment using bias-correction technique for future climate scenarios. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 55(4): 95-106 (in Korean). doi:10.5389/KSAE.2013.55.4.095
13. Hwang, S., 2014. Assessing the performance of CMIP5 GCMs for various climatic elements and indicators over the southeast US. *Journal of Korean Water Resources Association* 47(11): 1039-1050 (in Korean). doi:10.3741/JKWRA.2014.47.11.1039
14. Katsavounidis, I., C.-C. Jay Kuo, and Z. Zhang, 1994. A new initialization technique for generalized lloyd iteration. *IEEE Signal Processing Letters* 1(10): 144-146. doi:10.1109/97.329844
15. Kim, C.-R., Y.-O. Kim, S. B. Seo, and S.-W. Choi, 2013.

- Water balance projection using climate change scenarios in the Korean Peninsula. *Journal of Korea Water Resources Association* 46(8): 807-819. doi:10.3741/JKWRA.2013.46.8.807
16. Kim, J., J. Park, J.-H. Song, S. M. Jun, and M. S. Kang, 2016. Design flood estimation in the Hwangguji river watershed under climate and land use changes scenario. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 58(1): 39-51 (in Korean). doi:10.5389/KSAE.2016.58.1.039
 17. Maurer, E. P., and H. G. Hidalgo, 2008. Utility of daily vs. monthly large-scale climate data: and intercomparison of two statistical downscaling methods. *Hydrology and Earth System Sciences* 12(2): 551-563. doi:10.5194/hess-12-551-2008
 18. Maurer, E. P., H. G. Hidalgo, T. Das, M. D. Dettinger, and D. R. Cayan, 2010. The utility of daily large-scale climate data in the assessment of climate change impact on daily streamflow in California. *Hydrology and Earth System and Science* 14: 1125-1138. doi:10.5194/hess-14-1125-2010
 19. Nam, W.-H., E.-M. Hong, and J.-Y. Choi, 2014. Uncertainty of water supply in agricultural reservoirs considering the climate change. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 56(2): 11-23 (in Korean). doi:10.5389/KSAE.2014.56.2.011
 20. Nkomozepi, T. D., and S.-O. Chung, 2012. General circulation model derived climate change impact and uncertainty analysis of maize yield in Zimbabwe. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 54(4): 83-92 (in Korean). doi:10.5389/KSAE.2012.54.4.083
 21. Park, J., J.-H. Kwon, T. Kim, and J.-H. Heo, 2014. Future inflow simulation considering the uncertainty of TFN model and GCMs on Chungju dam basin. *Journal of Korea Water Resources Association* 47(2): 135-143. doi:10.3741/JKWRA.2014.47.2.135
 22. Park, J., M. S. Kang, and I. Song, 2013. Flood risk assessment based on bias-corrected RCP scenarios with quantile mapping at a Si-Gum level. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 55(4): 73-82 (in Korean). doi:10.5389/KSAE.2013.55.4.073
 23. Pirece, D. W., D. R. Cayan, E. P. Maurer, J. T. Abatzoglou, and K. C. Hegewisch, 2015. Improved bias correction techniques for hydrological simulations of climate change. *Journal of Hydrometeorology* 16(6): 2421-2442. doi:10.1175/JHM-D-14-0236.1
 24. Shon, K. H., D. H. Bae, and J. H. Ahn, 2014. Projection and analysis of drought according to future climate and hydrological information in Korea. *Journal of Korea Water Resources Association* 47(1): 71-82. doi:10.3741/JKWRA.2014.47.1.71
 25. Shon, T. S., S. D. Kim, and H. S. Shin, 2010. An analysis of the effect of climate change on flow in Nakdong river basin using watershed-based model. *Journal of Korea Water Resources Association* 43(10): 865-881. doi:10.3741/JKWRA.2010.43.10.865
 26. Temba, N., and S. O. Chung, 2014. Uncertainty of hydro-meteorological predictions due to climate change in the republic of Korea. *Journal of Korea Water Resources Association* 47(3): 257-267. doi:10.3741/JKWRA.2014.47.3.257
 27. Wood, A. W., L. R. Leung, V. Sridhar, and D. P. Lettenmaier, 2004. Hydrologic implication of dynamical and statistical approaches to downscaling climate model outputs. *Climatic Change* 62(1-3): 189-216. doi:10.1023/B:CLIM.0000013685.99609.9e
 28. Yoo, S.-H., J.-Y. Choi, S.-H. Lee, Y.-G. Oh, and N.-Y. Park, 2012. The impacts of climate change of paddy water demand and unit duty of water using high-resolution climate scenarios. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 54(2): 15-26 (in Korean). doi:10.5389/KSAE.2012.54.2.015
 29. Yun, D. K., S. O., Chung, and S. J. Kim, 2011. Climate change impacts on paddy water requirement. *Journal of the Korean Society of Agricultural Engineers* 53(4): 39-47. doi:10.5389/KSAE.2011.53.4.037
 30. 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. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change* 2(6): 851-870. doi:10.1002/wcc.147