

사용자 중심의 기후변화 시나리오 상세화 기법 개발 및 한반도 적용

조재필* · 정임국* · 조원일* · 황세운**†

*APEC 기후센터, 응용사업본부, **경상대학교, 애그로시스템공학부

User-Centered Climate Change Scenarios Technique Development and Application of Korean Peninsula

Cho, Jaepil*, Jung, Imgook*, Cho, Wonil* and Hwang, Syewoon**†

*Dept. of Climate Application, APEC Climate Center, Busan, Korea

**Dept. of Agricultural Engineering(Institute of Agriculture and Life Science), Gyeongsang National University, Chinju

ABSTRACT

This study presented evaluation procedure for selecting appropriate GCMs and downscaling method by focusing on the climate extreme indices suitable for climate change adaptation. The procedure includes six stages of processes as follows: 1) exclusion of unsuitable GCM through raw GCM analysis before bias correction; 2) calculation of the climate extreme indices and selection of downscaling method by evaluating reproducibility for the past and distortion rate for the future period; 3) selection of downscaling method based on evaluation of reproducibility of spatial correlation among weather stations; and 4) MME calculation using weight factors and evaluation of uncertainty range depending on number of GCMs. The presented procedure was applied to 60 weather stations where there are observed data for the past 30 year period on Korea Peninsula. First, 22 GCMs were selected through the evaluation of the spatio-temporal reproducibility of 29 GCMs. Between Simple Quantile Mapping (SQM) and Spatial Disaggregation Quantile Delta Mapping (SDQDM) methods, SQM was selected based on the reproducibility of 27 climate extreme indices for the past and reproducibility evaluation of spatial correlation in precipitation and temperature. Total precipitation (prcptot) and annual 1-day maximum precipitation (rx1day), which is respectively related to water supply and floods, were selected and MME-based future projections were estimated for near-future (2010-2039), the mid-future (2040-2069), and the far-future (2070-2099) based on the weight factors by GCM. The prcptot and rx1day increased as time goes farther from the near-future to the far-future and RCP 8.5 showed a higher rate of increase in both indices compared to RCP 4.5 scenario. It was also found that use of 20 GCM out of 22 explains 80% of the overall variation in all combinations of RCP scenarios and future periods. The result of this study is an example of an application in Korea Peninsula and APCC Integrated Modeling Solution (AIMS) can be utilized in various areas and fields if users want to apply the proposed procedure directly to a target area.

Key words: Downscaling, Climate Change Scenario, AIMS, SDQDM, SQM

1. 서 론

기후변화 연구는 일반적으로 미래기간에 대한 기후의 비정상성 (non-stationarity)과 기상현상의 물리적 개연성을 동시에 고려하는 전지구기후모델 (Global Climate Model, GCM)

의 산출물을 활용하여 미래 기상정보를 생산하는 과정을 시작으로 수행 된다 (Hwang, et al., 2011; Milly, et al., 2008). 특히 응용분야에 대한 기후변화 영향평가를 위해 필요한 미래 기후 정보 구축은 일반적으로 크게 1) 시나리오 및 기후모델 선정과 2) 편의 보정 및 시·공간 해상도 조정을 포함한

†Corresponding author: swhwang78@gmail.com

Received February 28, 2018 / Revised March 12, 2018 / Accepted March 20, 2018

기상 정보 후처리 과정으로 구성된다. 기후 변화 연구에 적용되는 미래 온실가스배출 시나리오와 역학적 기후모델의 불확실성에 대하여 분야별 적용을 위한 후처리 작업들은 응용 모델의 적용 이전에 순차적으로 이루어지기 때문에 최종 결과의 도출 과정에서 발생될 수 있는 불확실성으로서 고려되어야 한다 (Wilby and Dessai, 2010).

시나리오 및 기후모델 선정과 관련해서는 국내의 경우 기상청에서 제공하는 ‘고해상도 국가표준 기후변화 시나리오’의 적용 관련 연구가 활발하게 이루어지고 있다 (Kim, et al., 2013; Park, et al., 2012). 하지만 단일 모형의 적용은 기후변화 영향평가 결과의 실효성 제고를 위해 요구되는 불확실성을 고려하는데 한계가 있다. 더불어 이를 위해 선행되어야 할 다양한 기후모델에 대한 성능과 적용성 평가 관련연구는 미흡한 실정이다. 사용되는 GCM의 성능에 따라서 모의 결과에 차이를 보이므로 다양한 GCM에 대한 평가를 통해 모델을 활용하는 것은 도출된 미래 전망 결과의 불확실성을 고려하는데 있어서 기본적인 방법이다. 따라서 국내에서도 보다 다양한 GCM을 활용하여 기후모델의 불확실성을 평가하고자 하는 노력이 이루어지고 있다 (Sohn, et al., 2014; Park, et al., 2014; Bae, et al., 2011; Yun, et al., 2011; Shon, et al., 2010).

현재까지 개선되어 온 기후모델의 정확도는 모의 결과를 응용 연구에 직접적으로 활용하기에 부족하므로 기후모델 산출물에 대한 편의보정 (bias correction) 과정이 기후 모델의 후처리 과정으로서 필수적이다 (Hagemann et al. 2011). 하지만 일반적으로 사용되고 있는 편의보정 기법은 기상 변수 별로 독립적으로 적용되기 때문에 기상변수 간 상호 상관성 (예: 강수량, 기온, 일사량간의 상관관계) 은 고려되지 않는 경우가 많으며, 이는 다양한 기상 변수를 입력 자료로 요구하는 응용 모델에 있어 또 다른 불확실성의 요소가 될 수 있다. 즉 편의보정 및 시·공간 해상도 조정을 포함한 상세화 과정에 적용된 기법의 특성에 따른 예측 결과의 차이는 기후변화 영향평가의 주요 불확실성 요소로서 고려되어야 한다.

공간상세화의 경우 그 궁극적 목적이 대상 기상 요소의 공간분포를 재현하는 것이므로 공간 분포의 특성에 대한 재현성은 상세화 기법의 적용성 평가에 포함되어야 할 중요 요소이다. 이에 반해 관련연구는 미흡한 수준이며 현재 국내 연구에서는 사용자의 분야별 필요성과 적용의 용이성을 기반으로 선정된 상세화기법을 단순히 적용하는 것이 일반적인 경우이다. 적용기법의 선정 근거는 연구결과의 과학적 신뢰도를 제고하고 그 한계를 고찰하는데 있어 중요한 정보이다.

그러므로 영향평가의 궁극적 목적에 따른 최적 기법을

신중하게 선정하여 적용함으로써 불확실성을 최소화하는 노력이 필요하다. 이는 기후모델의 원시 산출물에 대한 사전평가를 통한 합리적인 모델 선정을 포함하고, 이후 수행되는 편의보정 및 공간상세화 기법에 대한 과거기간 관측 자료 대비 모의 결과의 재현성 평가를 통해 가능하다. 이와 같은 평가 결과는 적용 분야의 목적에 따라 적절하게 선정되어야 하는 기후요소, 대상지역, 평가방법, 평가지표 등에 따라서 결과가 달라질 수 있다. 즉, 전망 결과에 대한 신뢰도를 정량화하고 불확실성을 고려할 수 있는 다중 기후모델 기반 영향평가 방법을 제시할 필요가 있음을 의미한다.

따라서 본 연구에서는 다양한 기후모델 정보의 활용에 있어서 사용자의 목적에 적합한 기후모델의 선정 및 상세화 기법의 선정을 통해 종합적인 기후변화 영향평가 결과를 제시하기 위한 절차를 개발하고 적용성을 평가하고자 하였다.

2. 연구 재료

2.1 기후변화 시나리오 자료

응용분야 사용자가 국가의 기후변화 적응 정책을 수립하기 위해서는 기후변화 시나리오 자료를 필요로 한다. 일반적으로 기후변화 시나리오 자료는 IPCC 5차 보고서에 활용되었던 Coupled Model Intercomparison Project Phase 5 (CMIP5) 자료를 사용하며, ESGF포털 (<https://esgf-node.llnl.gov/search/cmip5/>)을 통해 제공되고 있는 CMIP5 원자료는 전지구 대상 자료로서 용량이 크기 때문에 특정 지역에 대한 전망자료만을 필요로 하는 일반 사용자들이 대용량 자료를 개별적으로 반복하여 수집하는 것은 비효율적이다. 본 연구에서는 Table 1과 같이 29개 전지구기후모형 (Global Climate Models, GCM) 으로부터 생산된 과거기간 (Historical) 및 RCP 4.5와 RCP 8.5 2개 시나리오 자료 중에서 한반도 영역에 대하여 APEC기후센터에서 추출하여 제공하고 있는 자료를 사용하였다.

2.2 관측 자료

기후변화 시나리오 자료의 편의보정을 포함한 통계적 상세화를 위해서는 지역의 기후특성을 반영하는 일단위 관측 자료가 필요하다. 본 연구에서는 수집한 CMIP5 자료 (Fig. 1)에서와 같이 과거기간의 마지막 연도로 정한 2005년을 기준으로 과거 30년 기간 (1976~2005)에 대한 자료가 존재하는 기상청의 60개 종관기상관측소 자료를 기상자료개방포털 (<https://data.kma.go.kr/>)로부터 다운로드 받아 사용하였다.

Table 1. 29 Global Climate Models (GCMs) provided through the APCC Data Service System (ADSS)

No	GCMs	Resolution (Degree)	Institution	Variables of Historical & RCP4.5 & RCP8.5					
				PR	TX	TN	WD	SR	RH
1	BCC-CSM1-1	2.813×2.791	Beijing Climate Center, China Meteorological Administration	○	○	○	○	○	○
2	BCC-CSM1-1-m	1.125×1.122		○	○	○			
3	CanESM2	2.813×2.791	Canadian Centre for Climate Modelling and Analysis	○	○	○	○	○	○
4	CCSM4	1.250×0.942	National Center for Atmospheric Research	○	○	○			
5	CESM1-BGC	1.250×0.942		○	○	○			
6	CESM1-CAM5	1.250×0.942		○	○	○			
7	CMCC-CM	0.750×0.748	Centro Euro-Mediterraneo per I Cambiamenti Climatici	○	○	○			
8	CMCC-CMS	1.875×1.865		○	○	○			
9	CNRM-CM5	1.406×1.401	Centre National de Recherches Meteorologiques	○	○	○			
10	CSIRO-Mk3-6-0	1.875×1.875	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation in collaboration with the Queensland Climate Change Centre of Excellence	○	○	○			
11	FGOALS-g2	2.8125×3	LASG, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences; and CESS, Tsinghua University	○	○	○			
12	FGOALS-s2	2.813×1.659	LASG, Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences	○	○	○			
13	GFDL-CM3	2.5×2	Geophysical Fluid Dynamics Laboratory	○	○	○			
14	GFDL-ESM2G	2.500×2.023		○	○	○	○	○	○
15	GFDL-ESM2M	2.500×2.023		○	○	○	○	○	○
16	HadGEM2-AO	1.875×1.250	Met Office Hadley Centre	○	○	○			
17	HadGEM2-CC	1.875×1.250		○	○	○	○	○	○
18	HadGEM2-ES	1.875×1.250		○	○	○	○	○	○
19	INM-CM4	2.000×1.500	Institute for Numerical Mathematics	○	○	○	○	○	○
20	IPSL-CM5A-LR	3.750×1.895	Institut Pierre-Simon Laplace	○	○	○	○	○	○
21	IPSL-CM5A-MR	2.500×1.268		○	○	○			
22	IPSL-CM5B-LR	3.750×1.895		○	○	○			
23	MIROC-ESM-CHEM	2.813×2.791	Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology, Atmosphere and Ocean Research Institute	○	○	○	○	○	○
24	MIROC-ESM	2.813×2.791		○	○	○	○	○	○
25	MIROC5	1.406×1.401	and National Institute for Environmental Studies	○	○	○			
26	MPI-ESM-LR	1.875×1.865	Max Planck Institute for Meteorology (MPI-M)	○	○	○			
27	MPI-ESM-MR	1.875×1.865		○	○	○			
28	MRI-CGCM3	1.125×1.122	Meteorological Research Institute	○	○	○			
29	NorESM1-M	2.500×1.895	Norwegian Climate Centre	○	○	○			

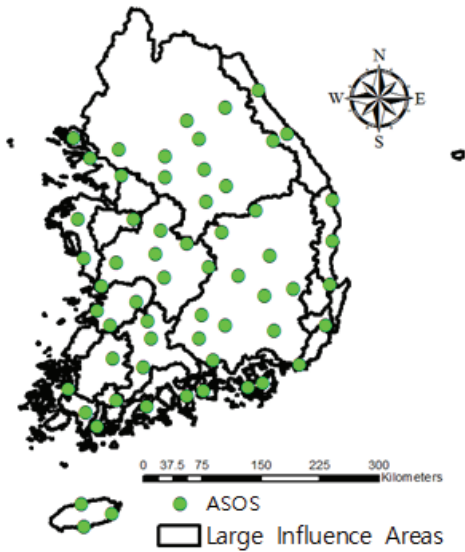


Fig. 1. Weather stations used for downscaling.

일반적인 분석시스템의 적용을 위해 관측자료의 완결성 검증을 수행하였으며 이는 관측 자료에 많은 결측 기간을 포함하고 있는 개발도상국에 대한 분석시스템의 적용 시 선행되어야 할 필수과정이다. 더불어 관측 자료의 평가는 이후의 상세화 과정을 진행하기 전에 강수 및 기온의 월평균 패턴을 그래프로 살펴보는 동시에 월별로 얼마나 많은 결측이 포함되어 있는지를 사용자에게 제시함으로써 문제가 있는 지점 자료에 대한 적용여부를 결정하도록 하기 위해 필요하다.

2.3 기후변화 시나리오 상세화 기법

공간 해상도를 높이는 공간적 상세화 기법 중에서 역학적 상세화 기법과 비교적 간단한 통계적 상세화 기법으로 분류되며, 통계적 상세화 기법으로는 기상 패턴 (weather pattern) 방법, 회귀적 (regression) 방법, 기상발생기 (weather generator) 방법 등 다양한 방법들이 사용되고 있다. 또한 편의보정 중심의 방법들로는 편의보정과 통계적 내삽 기법을 연계한 BCSD (Bias-Correction and Spatial Disaggregation) 방법과 내삽된 고해상도 정보를 동일한 해상도의 관측치를 이용하여 편의를 보정하는 SDBC (Spatial Downscaling and Bias-Correction) 방법 등이 있으며 GCM들의 상세화 방법으로서 널리 사용되고 있다.

다양한 방법을 전제로 하는 사용자 중심의 상세화 기법의 평가 및 목적에 적합한 기법의 선정을 위해서 현재 AIMS (APCC

Integrated Modeling Solution, <http://aims.apcc21.org/>)에서 제공하고 있는 편의보정 중심의 Simple Quantile Mapping (SQM) (Cho et al., 2018) 및 SDBC 방법에 속하는 Spatial Disaggregation with Quantile Delta Mapping (SDQDM) (Eum and Cannon, 2016) 기법을 이용하였다. 본 연구에서 사용된 CMIP5 자료는 일단위 (daily) 자료를 사용하였기 때문에 월단위 자료를 일단위 자료로 변환하는 시간적 상세화 절차가 필요 없다. 사용된 SQM 및 SDQDM 방법들은 저해상도 원시 GCM 값과 관측값 사이에 존재하는 시스템 오차를 제거하는 편의보정 (bias correction) 과정에서 지점 단위의 관측값을 사용함으로써 공간적인 상세화를 동시에 수행하는 특성을 갖고 있다. ADSS에서 제공하는 한반도 기후변화 시나리오 자료와 연동이 되는 AIMS를 이용하여 한반도 60개 지점에 대한 상세화 자료를 생산하였다. 최종적으로 생산되는 상세화 자료의 해상도는 통계적 상세화 방법의 특성상 두 방법 모두 상세화의 입력으로 사용되는 관측 자료의 공간해상도를 따른다. 현재 AIMS에 탑재되어 있는 R기반 상세화 패키지인 rSQM (<https://cran.r-project.org/web/packages/rSQM/index.html>) 및 rSDQDM은 격자형 자료를 고려하지 않고 있으며 기상관측 지점의 관측 자료를 기반으로 개발되었다.

SQM 방법은 관측지점 및 기상변수 별로 독립적으로 상세화를 수행하게 된다. 공간적으로는 특정 관측지점에 해당되는 GCM격자의 값을 바로 사용하며 시간적으로는 월별로 관측 자료와 원시 GCM의 값을 경험적 분위사상법 (Empirical Quantile Mapping)을 이용하여 일단위 GCM 자료에 포함되어 있는 GCM 별 시스템 오차 (bias, 편의)를 보정하는 방법이다. 반면 SDQDM 방법은 편의를 보정을 수행하기 전에 주위 GCM 격자들의 값을 이용하여 역거리가중법 (Inverse Distance Weighted, IDW)을 이용하여 내삽을 한 후, 자료의 Quantile별로 원시 GCM에서 전망된 미래기간에 대한 변화율을 유지시키며 편의를보정을 하는 통계적 방법이다. 따라서 SQM은 계산이 빠르다는 장점이 있는 반면에 SDQDM의 경우에는 평균뿐만 아니라 극값에 해당되는 범위 대해서도 원시 GCM에서 갖고 있는 장기추세를 왜곡을 최소화하여 고려할 수 있는 점이 장점이라 할 수 있다.

2.4 극한기후지수

사용자의 목적에 적합한 상세화 기법의 선정은 서로 다른 기법을 이용하여 생산된 상세 기후자료를 동일한 기간의 관측 자료와의 비교를 기반으로 하는 과거 재현성 평가 및 미래 기간에 대한 시그널 (Signal)의 왜곡도 평가를 통해 가능하다. 과거기간에 대한 재현성 및 미래 시그널 왜곡도 평가를 위해서

는 기후자료의 특성을 여러 관점에서 살펴 볼 필요가 있다. 본 연구에서는 Table 2에서와 같이 기후변화 연구에 보편적으로 사용되고 있는 Expert Team on Climate Change Detection and Indices (ETCCDI) 극한기후지수 (Climate Extremes Indices) (http://etccdi.pacificclimate.org/list_27_indices.shtml)

를 사용하였다. 27개 기후지수는 강수량과 관련 있는 11개 지수에 기온과 관련 있는 16개 지수로 구성되어 있다.

Table 2. Lists of ETCCDI Climate Extreme Indices

ID	Variable	Description	Unit
SU		Annual count of days when TMAX > 25°C	days
ID		Annual count of days when TMAX < 0°C	days
TXn	TMAX	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			Annual count of days when TMIN < 0°C
TR		Annual count of days when TMIN > 20°C	days
TNn	TMIN	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
GSL	TAVG	Annual (1st Jan to 31st Dec in Northern Hemisphere (NH), 1st July to 30th June in Southern Hemisphere (SH)) 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
R10mm		Annual count of days when PRCP ≥ 10mm	days
R20mm		Annual count of days when PRCP ≥ 20mm	days
Rnnmm		Annual count of days when PRCP ≥ nnmm, nn is a user defined threshold (Default threshold is 1)	das

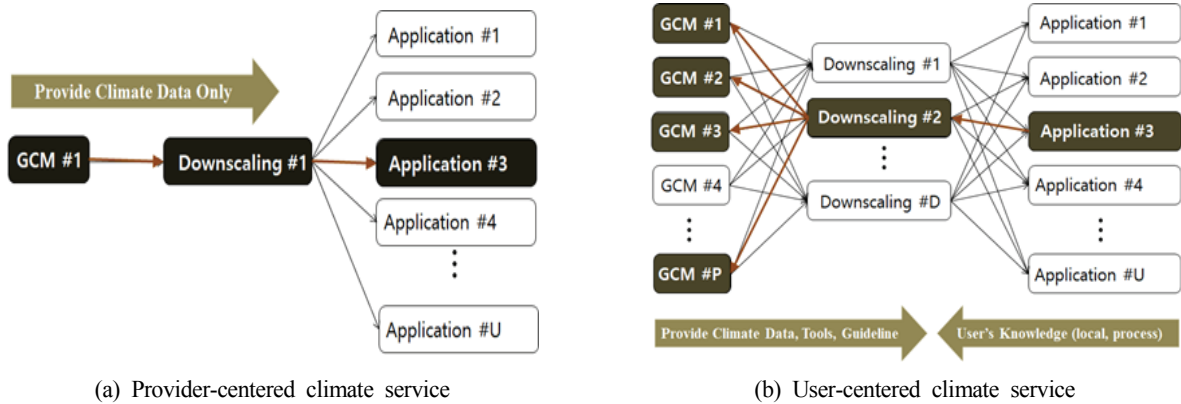


Fig. 2. Comparison of the provider-centered and user-centered climate services.

3. 연구 방법

Fig. 2는 공급자 중심의 기후서비스와 사용자 중심의 기후서비스의 개념을 보여준다. 공급자 중심의 기후서비스는 Fig. 2의 (a)에서와 같이 공급자 입장에서 결정된 기후자료 및 상세화 방법을 사용자 입장에서 선택의 여지없이 사용하는 경우로서 기후자료 중심의 기후서비스를 의미한다. 이 경우 사용자의 기후정보의 활용은 사용자의 목적을 고려한 기후자료의 주요 특성에 대한 분석 및 평가 없이 수행되게 된다. 반면 사용자 중심의 기후서비스는 Fig. 2의 (b)에서와 같이 사용자의 구체적인 목적으로부터 시작되며 다수의 기후자료 (GCM) 및 상세화 (Downscaling) 방법이 존재하는 것을 전제로 한다. 즉, 기후정보 활용 목적을 가장 먼저 고려하여 기후정보 중에서 고려되어야 할 주요 특성이 무엇인지를 결정한 후 선정된 기후특성을 가장 반영할 수 있는 상세화 방법과 기후자료 (GCM)를 선정하여 활용하는 점

근 방법이다. 이는 공급자 입장에서의 일방향 자료제공이 아니라 적용 대상 지역의 특성 및 기작 (process)를 가장 잘 이해하고 있는 사용자의 지식 공유를 기반으로 하는 쌍방향 접근 방식이다.

사용자 중심의 기후변화 상세화 자료 활용을 위한 절차는 Fig. 3에서와 같이 4단계로 제시하였다. 1단계는 GCM의 계통오차 보정 전의 결과를 이용하여 원시 GCM의 시·공간적 기후특성의 재현성을 평가하여 재현성이 낮은 GCM을 이후 분석 과정에서 제거하는 단계이다. 사용자 중심의 상세화 기법은 2~3단계의 평가를 거쳐 선정된다. 2단계에서는 사용자가 선정한 주요 극한기후지수 (Climate Extreme Indices)의 과거기간에 대한 재현성이 평가 및 미래기간에 대한 원시 GCM의 미래 전망 시그널이 상세화 과정을 통해 얼마나 왜곡되는지를 평가한다. 3단계에서는 관측지점 간의 공간상관성에 대한 재현성 평가가 수행된다. 최종적으로 사용자의 목적에 적합한 GCM 및 상세화

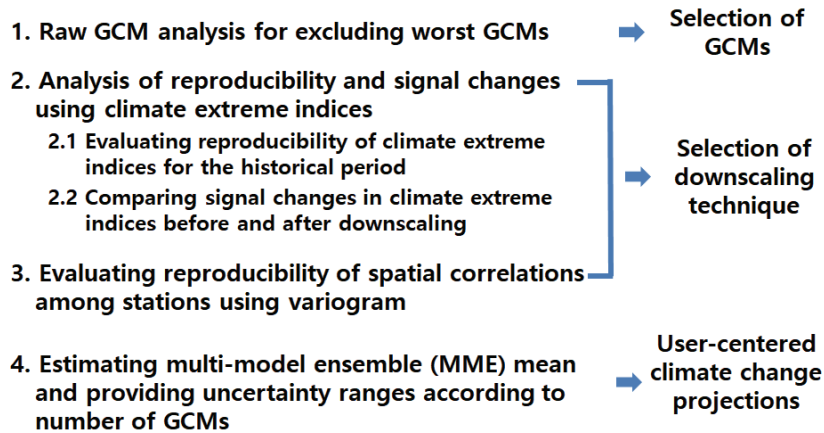


Fig. 3. Procedures for user-centered application of climate change scenario in impact assessment modeling.

기법이 선정되면 4단계에서는 GCM별 가중치 결정을 통해 다중모형앙상블 (Multi-Model Ensemble, MME) 기반의 미래 전망과 GCM 개수별 불확실성 범위를 제시하게 된다.

3.1 원시 GCM 평가를 통한 Worst GCM 제거

기후모델의 원시 산출물에 대한 상세화 이전 단계에서의 사전평가는 기후변화 영향 연구 결과의 실효성을 제고하기 위한 필수 과정이다 (Hwang, 2014; Hwang, et al., 2011; Palutikof, et al., 1997). 원시 GCM 평가는 통계적 상세화 과정 전의 원시 GCM이 갖는 시·공간적인 패턴이 실제 관측 자료에 의한 패턴과 비교하여 얼마나 잘 재현되는지를 평가하고 기후의 시·공간적인 특성을 현저하게 반영하지 못하는 GCM들을 이후 과정에서 제외하는 것을 목적으로 한다.

시간적인 재현성은 강수량의 경우 원시 GCM의 값과 실제 관측값으로부터 순별 30년 평균을 계산한 후 Pearson 상관계수 (Pearson Correlation Coefficient)를 관측소별로 계산한 후 전체 평균을 계산하였다. 추가적으로 관측소별로 계산된 상관계수는 36개 샘플 개수 (순의 개수) 및 5% 유의수준에서 결정되는 상관계수의 임계값과의 비교를 통하여 전체 60개 관측소 중에서 몇 개의 관측소에서 임계값 보다 높은 상관계수를 보이는지를 의미하는 통과율을 계산하였다. 공간적 재현성은 순별 30년 평균을 계산한 후 60개 관측소에 의한 상관계수를 계산한 후 전체 평균을 계산하였다. 계산된 상관계수는 60개 샘플수 및 5% 유의수준에서 제시되는 상관계수의 임계값과의 비교를 통해 전체 36개 순에서 몇 개의 순이 임계값 보다 높은 값을 보이는지를 의미하는 통과율을 계산하였다. 최종적으로 강수에 대한 순위는 GCM별 계산된 시간적 통과율과 공간적 통과율의 평균을 기준으로 순위를 계산하였다. 평균 기온에 대해서도 강수량과 동일한 방법을 이용하여 GCM의 순위를 결정하였다. 최종적으로 강수량과 기온을 기준으로 관측 자료와 비교하여 시·공간적으로 유사한 패턴을 보이는 GCM을 순서대로 제공함으로써 사용자가 지역의 특색을 반영하지 못하는 GCM들을 제외하고 사용할 수 있도록 하였다.

$$r = \frac{\sum (X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X - \bar{X})^2} \sqrt{\sum (Y - \bar{Y})^2}} \quad (1)$$

3.2 극한기후지수 기반 상세화 기법 선정

3.2.1 극한기후지수의 과거 재현성 평가

극한기후지수의 과거 재현성 평가는 상세화 된 기후변화 시나리오 자료가 동일한 과거기간의 관측 자료와 비교하여 얼마나 유사한지를 평가하는 것을 목적으로 한다. 재현성 평가는 과거기간에 대하여 연별로 계산되는 값들로부터 중앙값과 분포를 Boxplot을 도시한 후 비교하였다. 즉 사용자가 선정한 기후지수에 대해 관측 자료로부터 모든 관측소에 대해 계산된 중앙값과 다중 GCM으로부터 모든 관측소에 대해 계산된 중앙값의 비교를 통해 기후특성에 대한 재현성을 평가하였다.

3.2.2 극한기후지수의 미래 시그널 왜곡도 평가

과거기간에 대한 재현성 평가는 관측 자료를 기준으로 하는 반면 극한기후지수의 미래 시그널 왜곡도 평가는 기후변화 시나리오 자체 정보만을 가지고 평가하는 방법이다. 여기서 시그널 (Signal)은 특정 극한기후지수의 미래기간과 과거기간의 차이로 정의하였으며, 편의보정 전의 원시 GCM에서 보여 주는 시그널과 상세화 된 GCM의 시그널이 얼마나 많은 차이를 보이는지를 평가하는 방법이다. 차이가 적을수록 원시 GCM이 보여주는 미래 전망을 왜곡 없이 유지하는 것을 의미하며 전체 불확실성 전파 (propagation) 과정에 기여하는 바가 적다고 판단할 수 있다. 시그널의 왜곡도 평가는 시그널의 차이를 이용하여 RCP 시나리오별, 미래기간별 각 상세화 방법의 GCM에 따른 분포를 Boxplot을 통해 시각화하여 평가하였다.

3.3 공간 상관성 평가 기반 상세화 기법

공간 상관성 평가는 관측지점 사이의 거리에 따른 유사성을 나타내는 Variogram을 이용하였다. Variogram은 관측지점 사이의 거리와 식 (2)에 의해 계산된 gamma 값을 사용하여 자료를 정리하고 시각화한 그래프로써, 관측지점 사이의 거리가 증가함에 따라서 증가하는 gamma 값은 기후변수의 유사성이 감소함을 의미한다. 즉 동일한 과거기간과 관측지점에 대해 상세화 방법 별 상세화 자료와 관측 자료를 이용하여 도출된 variogram 결과를 비교함으로써 공간상관성을 얼마나 잘 재현하는지를 평가할 수 있다. 공간상관성의 재현성 평가는 대상지역의 공간규모와 적용 분야에 따라서 중요도가 달라질 수 있

다. 예를 들어 유역모델링 등 수문분석에 있어서 관측지점 사이의 상관성이 중요할 수 있으며 대규모 유역의 경우가 작은 규모의 유역보다는 중요할 수 있다.

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} * \sum ((Z(s+h)) - Z(s))^2 \quad (2)$$

3.4 GCM별 가중치 및 불확실성 범위 제공

앞서 제시된 절차를 통해 사용자의 목적에 적합한 GCM 및 상세화 기법을 선정할 수 있다. 선정된 GCM과 상세화 기법을 이용하여 생산된 자료를 이용하여 Fig. 4에서와 같이 순단위 30년 평균 및 변동성 관련 오차 (Error) 및 사용자가 선정한 기후지수 재현성 평가 결과를 기반으로 가중치를 부여하고 다중모형 기반 전망을 계산할 수 있다. 우선 Fig. 4의 1번에서와 같이 과거기간에 대한 강수량의 순별 평균을 상세화 된 GCM을 이용하여 계산한 후 관측 자료 기반의 순별 평균과 비교하고 RMSE 오차를 계산하여 GCM들이 평균을 얼마나 잘 재현하는지를 비교할 수 있다. 다른 하나는 Fig. 4의 2번에서와 같이 순별로 30년의 개별 강수량에 의해 계산되는 변동성을 Coefficient of Variation (CV) 값으로 나타내고 상세화 된 GCM에 의한 순별 CV 값들과 관측에서 보여준 순별 CV 값들 사이에서 발생하는 RMSE 오차를 계산하여 GCM들 별로 변동성을 얼마나 잘 재현하는지를 비교할 수 있다. 앞서 언급된 평균에 대한 오차와 변동성에 대한 오차는 가중치 결정과

정에 항상 고려된다. 마지막으로 사용자가 선정한 극한기후지수에 대하여 관측 자료 및 GCM별 상세화 자료로부터 계산된 분포의 유사도를 p-value로 계산하였다. 최종적으로 평균 및 CV에 대한 RMSE와 사용자가 선정한 Climate Extreme Index에 대한 유사도를 0~1사이의 값으로 표준화한다. RMSE는 오차로서 값이 클수록 다름을 의미하고 유사도의 P-value 또한 1에서 P-value를 빼서 계산함으로써 값이 클수록 서로 다름을 의미한다. 평균, 변동성, 사용자 지정 극한기후지수의 유사도를 종합적으로 고려하기 위해 각 인자의 재현성평가 결과를 표준화한 값들과 원점까지의 거리를 계산하여 정리된 하나의 값을 제공의 역수로 정리하여 가중치를 계산하였고, 계산된 가중치를 이용하여 다중모형 기반의 평균 미래 전망을 계산하였다.

4. 연구 결과 및 고찰

4.1 원시 GCM 평가를 통한 Worst GCM 제거

한반도의 60개 기상관측지점에 대하여 순별 30년 평균의 강수 및 기온에 대한 시·공간적 재현성 결과는 Fig. 5와 같다. 강수량의 경우 시간적 재현성의 경우 8개 GCM을 제외하고 모든 GCM에서 60개 관측소에서 순단위 시간상관계수가 임계치보다 항상 큰 값을 보여 공간적 재현성과 비교하여 높은 통과율을 보였다. 이는 GCM의 모의 값이 공간적인 기후 분포를 재현하는데 어려움이 있음을 의미한다. 시간 및 공간적인 통과율의 평균을 기준으로 GCM 순위를 결정한 경우 HadGEM-ES가 가장 좋은 시공

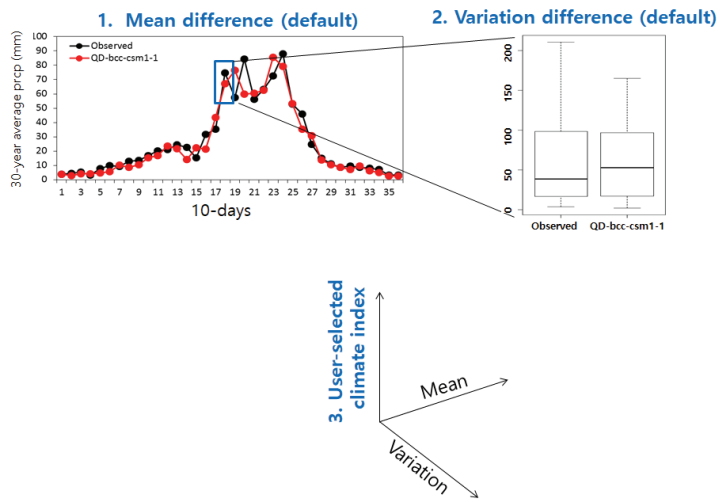
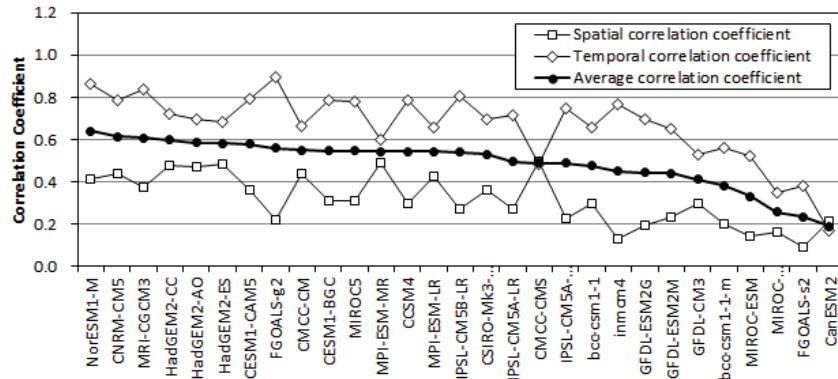
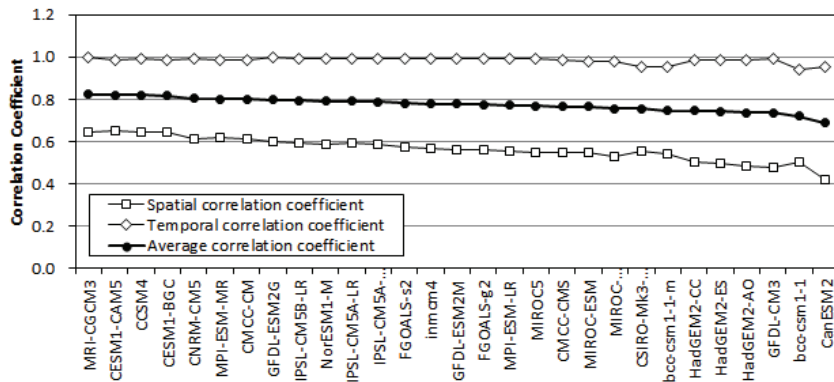


Fig. 4. Components and conceptual diagram for determining weight factor for estimating multi-model ensemble (MME).



(a) Correlation Coefficient for Precipitation



(b) Correlation Coefficient for Temperature

Fig. 5. Correlation Coefficient (CC) for precipitation and temperature.

간적인 재현성 결과를 보인 반면에 CanESM2가 시공간적으로 가장 낮은 재현성 결과를 보였다. 반면 기온의 경우에는 모든 GCM들이 60개 관측소에서 순단위 시간 상관계수가 임계치보다 항상 큰 값을 보여 시간적인 기온의 연간 패턴을 잘 모의하는 것으로 나타났다. 공간적 재현성의 경우는 모든 GCM에서 강수량과 비교하여 높은 경향을 보여 평균 통과율을 기준으로 한 GCM의 순위는 기온의 경우 공간적 재현성이 가장 중요한 것으로 나타났다. 그림에서 통과율이 같은 경우에는 상관계수의 평균이 높은 GCM을 우선적으로 선정하였다. 기온의 경우 MRI-CGCM3 및 bcc-csm1-1-m이 각각 가장 좋은 공간 재현성과 나쁜 재현성을 보이는 GCM으로 선정되었다.

최종적인 GCM의 선정은 강수 및 기온 변수에 대한 시·공간적인 상관계수의 평균을 이용하여 계산하였다. Fig. 6은 원시 GCM의 강수 및 기온에 대한 GCM의 순위를 보여 준다. 본 연구에서는 하위 7개 GCM (23~29 Rank)을 제외한

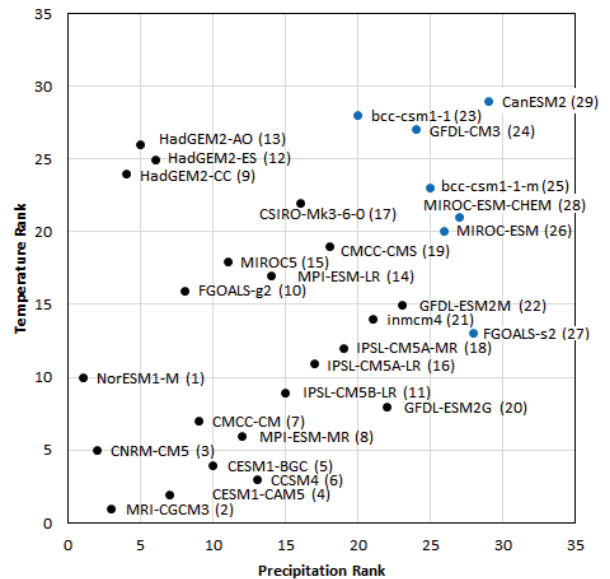


Fig. 6. Result of raw GCM evaluation with 60 weather stations on Korea peninsula.

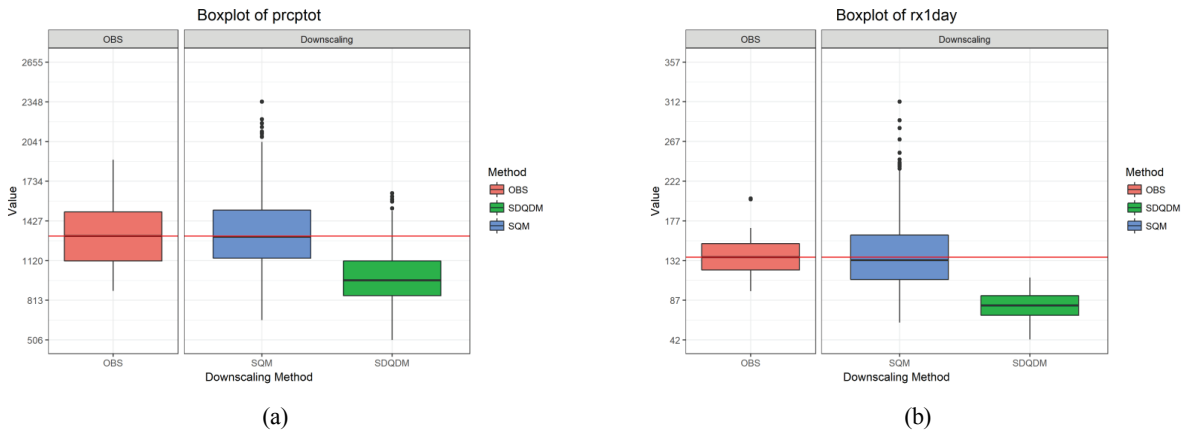


Fig. 7. Reproducibility result of (a) annual total precipitation (prcptot) and (b) annual maximum 1-day precipitation (rx1day) on Korea peninsula according to different downscaling methods.

22개 GCM을 최종적으로 사용하였다.

4.2 극한기후지수 기반 상세화 기법 선정

4.2.1 극한기후지수의 과거 재현성 평가

원시 GCM의 평가를 통해 선정된 22개 GCM에 대하여 SQM 및 SDQDM 기법을 기반으로 60개의 기상관측지점에 대하여 상세화된 자료를 이용하여 27개 극한기후지수 별 재현성을 평가하였다. Fig. 7은 연총강수량 (prcptot) 및 연 1일최대강수량 (rx1day)의 재현성을 평가한 결과로써 SQM이 SDQDM과 비교하여 관측 자료와 비교하여 중앙값을 잘 재현하는 결과를 보여주었다. 각 그래프의 좌측 칼럼은 실제 관측 자료로부터 추출된 중앙값과 연별 계산된 값들의 범위를 보여 주고 우측 칼럼은 SQM 및 SDQDM 방법을 적용한 결과를 비교하고 있다. 변동성의

범위를 살펴보면 그래프에서 상세화 된 자료에 의한 변동성이 두 방법 모두 관측에 의한 변동성보다 크게 나타났다. 이는 관측 자료의 경우 30개의 분포를 보여주는 반면 상세화 방법에 의한 자료들의 경우 570개 (19개 GCM × 30년)의 연강수량의 분포를 보여주기 때문에 특정 GCM이 크게 또는 작게 모의하는 경우 관측 자료와 비교하여 변동성의 범위를 크게 보여 줄 수 있다.

연총강수량 (prcptot)에 대한 GCM별 중앙값에 대한 재현성 비교는 Fig. 8에 제시되어 있다. 관측 자료의 경우 1310.2 mm를 보인 반면 선택된 22개 GCM들의 경우 HadGEM2-CC가 가장 작게 모의하였고 IPSL-CM5B-LR이 가장 크게 모의하는 경향을 보였다. 하지만 22개 GCM으로부터 계산된 다중모형앙상블 (Multi-Model Ensemble, MME)의 값은 1304.6 mm로서 0.4% 오차를 보이며 관측값

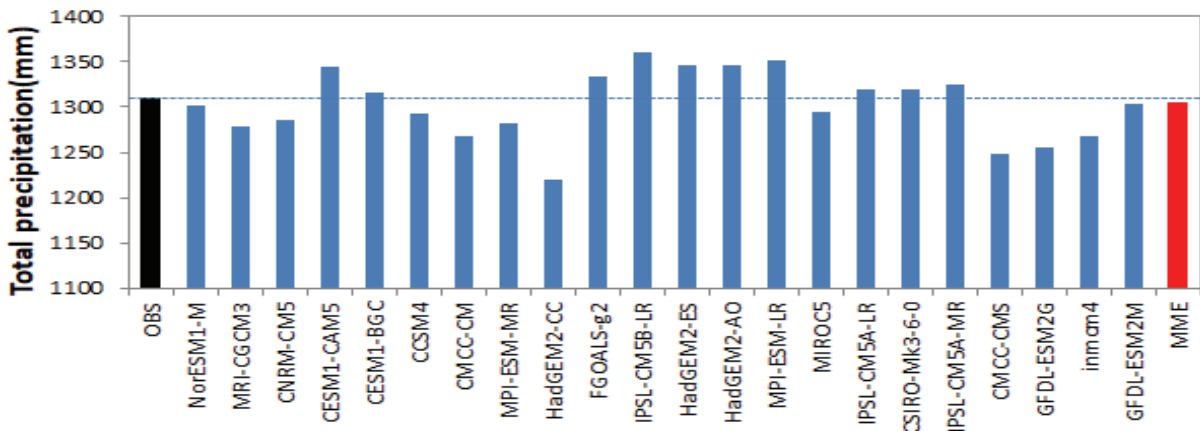


Fig. 8. Total precipitation index's median about each GCMs, Observed and MME.

Table 3. Median values of ETCCDI climate extreme indices according to downscaling methods

Indices	OBS	SQM	SDQDM
Prcptot	1310.17	1304.57(-0.43%)	966.64(-26.22%)
Cdd	29.23	31.28(7.04%)	30.38(3.96%)
Cwd	5.91	7(18.48%)	7.45(26.09%)
R95ptot	402.22	326.5(-18.82%)	205.88(-48.81%)
R99ptot	115.09	71.01(-38.3%)	42.57(-63.01%)
Rx1day	135.92	132.32(-2.65%)	81.07(-40.35%)
Rx5day	222.23	232.42(4.59%)	148.87(-33.01%)
Sdii	16.45	16.38(-0.43%)	11.65(-29.18%)
Rnnmm	81.6	80.3(-1.59%)	83.23(2%)
R10mm	33.95	33.34(-1.79%)	28.67(-15.54%)
R20mm	19.54	19.34(-1.02%)	14.36(-26.52%)
Su	107.52	109.29(1.65%)	87.86(-18.28%)
Id	8.68	10.03(15.66%)	11.82(36.22%)
Txn	-3.99	-3.98(0.13%)	-4.51(-13.11%)
Txx	34.73	34.54(-0.56%)	32.38(-6.78%)
Tx10p	10.33	21.18(105.02%)	21.01(103.4%)
Tx90p	9.66	1.09(-88.75%)	0.91(-90.59%)
WsdI	1.54	NA(median is 0)	NA(median is 0)
Fd	100.13	99.63(-0.5%)	104.5(4.36%)
Tr	50.38	51.07(1.36%)	36.79(-26.98%)
Tnn	-13.44	-13.58(-1.1%)	-13.67(-1.75%)
Tnx	25.33	25.1(-0.9%)	24(-5.26%)
Tn10p	9.93	21.57(117.14%)	22.47(126.28%)
Tn90p	10.78	1.48(-86.29%)	1.18(-89.04%)
Csdi	0.63	13.23(1989.47%)	18.12(2761.84%)
Dtr	10.3	10.35(0.52%)	10.15(-1.44%)
Gsl	271.12	272.64(0.56%)	265.21(-2.18%)

과 비슷한 값을 보였다. 따라서 GCM 선정에 따라 불확실성이 높은 강수량의 경우에는 단일 모형을 기반으로 기후변화 적응 정책을 수립하는 것은 적절하지 못하며 다중모형 기반의 전망을 기반으로 적응 정책을 수립하는 것이 바람직하다.

27개 기후지수에 대한 중앙값의 재현성 평가 결과는 Table 3에 제시되어 있다. 전체 27 기후지수 중에서 cdd (Maximum length of dry spell) 및 tx10p (percentage of days when TMAX < 10th percentile)의 경우 SDQDM이 좋은 재현성 결과를 보여 주고 있고 wsdi (Warm spell duration index)의 경우는 두 방법 모두 NA 결과를 보였다. 반면 나머지 24개 기후지수에 대해서는 SQM이 중앙값의 재현성에 있어서 좋은 결과를 보였다. 이는 하나의 상세화 방법이 모든 기후특성을 재현하는데 있어서 완벽하지 않다는 전제하에서 사용자의 목적에 가장 관계가 깊다고 판단되는 극한기후지수의 특성을

보다 잘 재현하는 상세화 방법을 선택할 수 있는 정보 제공을 목적으로 한다. 제시된 27개 지수들 중에는 rx1day 및 rx5day 등과 같이 지수들 사이의 상관성이 큰 지수들이 존재한다. 따라서 특정 분야에 적합한 상세화 기법의 선정에 있어서는 지수들 사이의 상관성이 높은 지수들이 동시에 선택되지 않도록 주의할 필요가 있다.

4.2.2 극한기후지수의 미래 시그널 왜곡도 평가

시그널의 왜곡도는 상세화 방법에 따른 시그널의 차이에 대한 분포를 Boxplot을 통해 RCP 시나리오별 (RCP4.5 및 RCP8.5), 미래기간별 (S1_2025s: 2010~2039, S2_2055s: 2040~2069, S3_2085s: 2070~2099)로 시각화하여 평가하였다. Fig. 9는 연총강수량 및 연1일최대강수량에 대해 SQM 및 SDQDM 방법에 의한 시그널 왜곡도를 보여준다. SQM 및 SDQDM 방법 모두 원시 GCM이 보여주는 시그널을 기준으

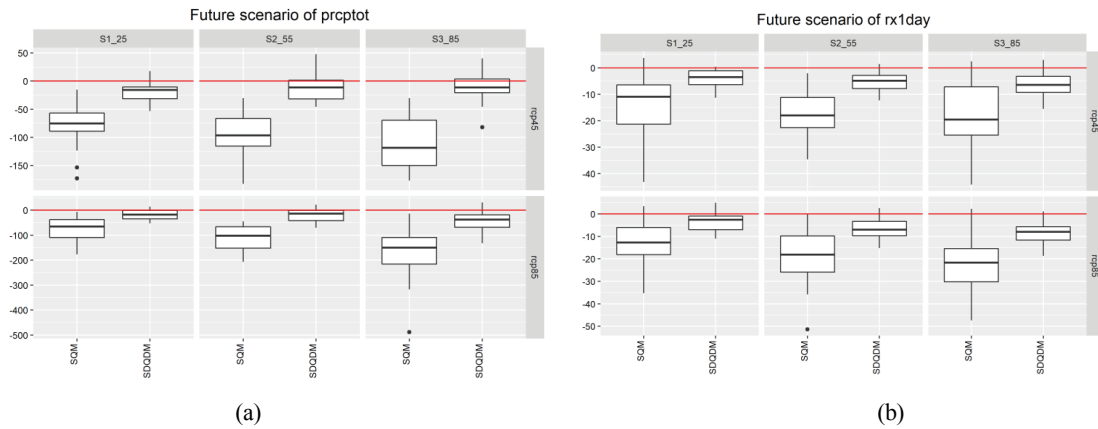


Fig. 9. Signal difference of (a) annual total precipitation (prcptot) and (b) annual maximum 1-day precipitation (rx1day) on Korea peninsula according to different downscaling methods.

Table 4. Median values of signal difference in climate extreme indices before and after the downscaling for the future period (RCP 4.5 and S1: 2010~2039)

Indices	Raw GCM Signal	SQM Signal	SDQDM Signal
Prcptot	33.3	112.93(239.16%)	46.04(38.28%)
Cdd	-0.17	0.4(338.91%)	0.53(420.33%)
Cwd	0.13	0.42(217.74%)	0.21(58.25%)
R95ptot	30.63	83.17(171.5%)	44.44(45.06%)
R99ptot	18.6	55.34(197.61%)	28.75(54.59%)
Rx1day	4.29	15.67(265.34%)	8.2(91.21%)
Rx5day	9.52	35.6(273.96%)	16.61(74.43%)
Sdii	0.31	1.33(327.25%)	0.59(90.31%)
Rnnmm	-0.55	0.13(123.39%)	-0.07(88.08%)
R10mm	0.34	1.03(206.5%)	0.61(80.23%)
R20mm	0.3	0.91(202.88%)	0.63(111.7%)
Su	15.84	20.53(29.67%)	17.43(10.06%)
Id	-3.72	-3.38(9.3%)	-2.96(20.55%)
Txn	0.9	1.08(19.94%)	0.89(-1.11%)
Txx	0.89	1.27(42.66%)	0.87(-2.54%)
Tx10p	-8.74	-8.67(0.75%)	-8.87(-1.52%)
Tx90p	3.12	3.12(0.06%)	2.98(-4.47%)
WsdI	0.97	0.99(1.95%)	1.35(39.35%)
Fd	-8.31	-11.52(-38.69%)	-14.63(76.11%)
Tr	12.34	14.57(18%)	11.17(-9.52%)
Tnn	1.05	1.39(32.23%)	1(-4.17%)
Tnx	0.77	1.15(50.12%)	0.79(2.54%)
Tn10p	-9.79	-9.76(0.32%)	-10.54(-7.63%)
Tn90p	3.22	3.23(0.24%)	3.22(0.02%)
Csdi	-11.96	-11.84(1.03%)	-15.25(-27.49%)
Dtr	-0.01	0.08(1332.14%)	-0.03(-389.9%)
Gsl	12.52	12.92(3.19%)	17.33(38.45%)

로 미래 기간에 대한 연총강수량 및 연1일최대강수량의 변화를 작게 모의하는 경향을 보이고 있다. 상세화 방법 사이의 비교는 극값을 포함한 모든 구간에서 시그널 왜곡의 최소화를 목적으로 개발된 SDQDM이 SQM 방법과 비교하여 우수한 결과를 보여주었다.

Table 4는 RCP 4.5 시나리오의 근 미래 (S1: 2010~2039) 기간에 대한 극한기후지수 별 왜곡도 결과를 보여준다. SQM

이 27개 극한기후지수 중에서 9개 지수에서 우수한 결과를 보였고 SDQDM이 나머지 18개 지수에 대해 우수한 시그널 왜곡도 결과를 보여 주었다.

4.3 공간 상관성 평가 기반 상세화 기법 선정

Fig. 10은 기상 변수 별 한반도 60개 기상관측소간의 공간 상관성에 대한 재현성 결과를 보여 준다. 강수량의 경우 관측

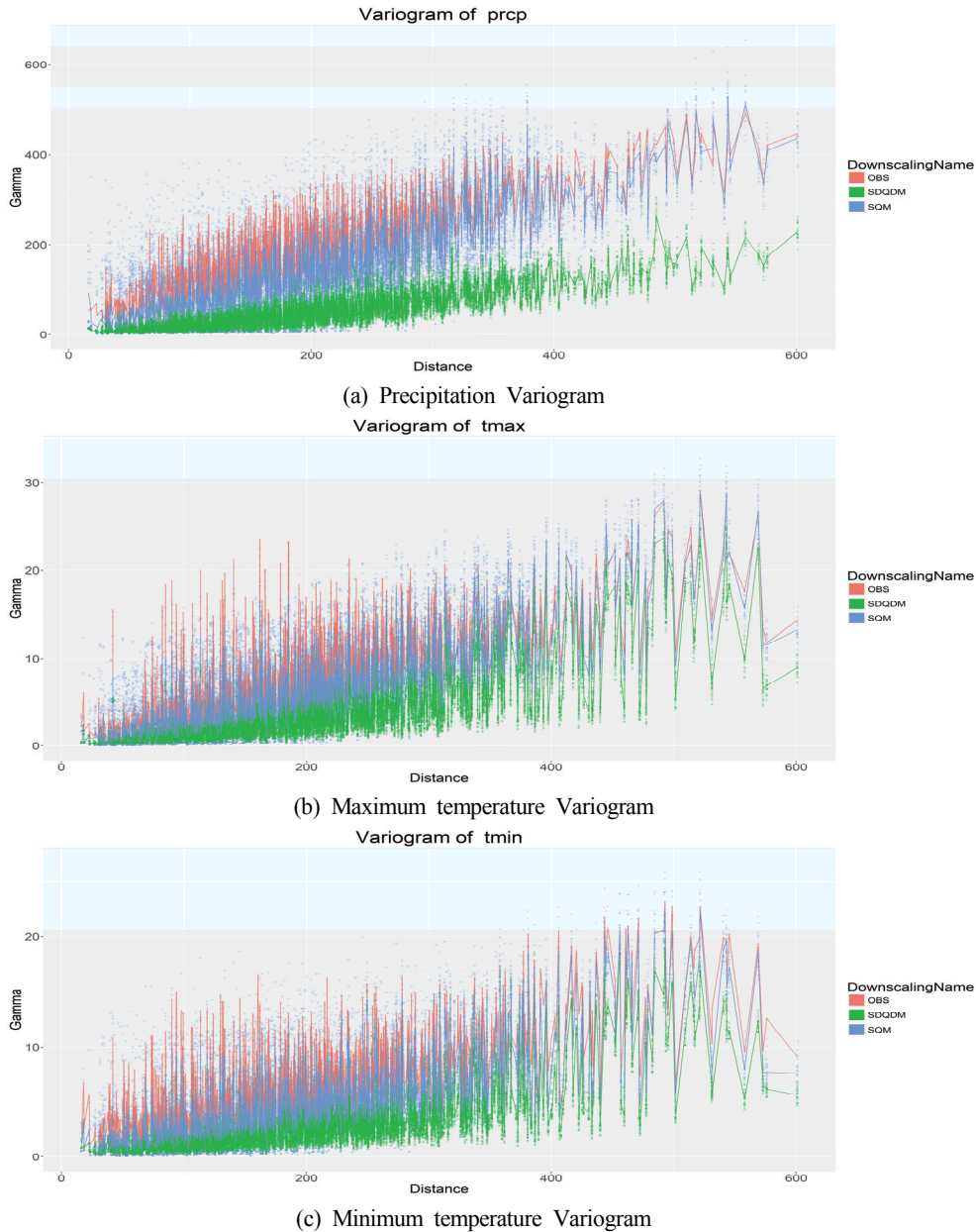


Fig. 10. Reproducibility results of spatial correlation among 60 weather stations on Korea Peninsula according to downscaling methods.

자료와 비교하여 관측소간의 거리가 멀어짐에 따라 관측소간의 유사성이 줄어드는 (Gamma 값이 증가하는) 경향을 보이고 있으며, SQM이 SDQDM과 비교하여 관측 자료의 패턴과 유사한 결과를 보여 주고 있다. 최고기온 및 최저기온에서도 강수량과 비슷하게 SQM이 SDQDM보다 관측의 특성을 잘 재현하는 결과를 보였다. 이는 SDQDM의 경우 관측소간의 거리가 멀어짐에 따라서 관측소간의 유사성이 관측 자료와 비교하여 높게 나타나는 것을 의미한다. 이는 SDQDM 기법의 경우 편의보정 이전에 GCM으로부터 개별 관측소 별 값을 추출하는 과정에서 주위 GCM 격자들의 값을 이용하여 역거리가중법 (IDW) 기반의 내삽 과정을 거치게 된다. 이 과정에서 100km~300km 범위의 GCM 격자크기와 한반도의 공간적 크기를 고려할 때, 한반도 주변의 격자 값들이 대부분의 관측소에 대하여 동일하게 사용될 수 있다. 따라서 SDQDM 기법의 경우 우리나라 대부분의 지역에서 관측 자료 및 SQM 기법과 비교하여 공간적으로 높은 상관성을 보이는 것으로 판단된다. 일반적으로 기온의 경우 공간적으로 변화가 심한 강수량과 비교하여 관측소간의 거리가 증가함에 따라서 유사성이 높게 유지될 수 있다. 이로 인하여 내삽 과정에서 영향을 적게 받는 기온의 경우가 강수량과 비교하여 관측 및 SQM에 비슷한 결과를 보였다. 따라서 SDQDM과 같이 내삽 절차가 포함된 상세화 기법을 사용하는 경우에는 내삽 방법에 따른 공간상관성의 과대·과소 추정 및 이로 인해 2차적으로 발생할 수 있는 강수의 천이확률 등에 미치는 영향을 고려하여 사용되어야 한다.

공간적 기후특성의 재현성은 유역모델링과 같이 수문분석에 있어서 중요할 수 있다. 국내의 농업용저수지 상류유역과 같이 소유역의 저수지 유입량을 모의하는 경우에는 일반적으로 가장 가까운 관측소의 자료만을 사용하는 경우가 많다. 하지만 낙동강 전체 유역의 유출량을 분석하는 경우에는 낙동강 유역 및 인구 관측소의 자료가 동시에 사용되기 때문에 관측지점 사이의 일단위 강우 상관성이 중요할 수 있다. 또한 필지규모의 농업분야 작물생육 관련 모델링의 경우에는 한반도 전체에 대해 고려하더라도 지점 사이의 연계성 고려 없이 지점별로 독립적으로 적용이 되기 때문에 공간적인 재현성 평가가 중요하지 않다.

4.4 GCM별 가중치 및 불확실성 범위 제공

앞서 선택된 22개 GCM 및 SQM 상세화 기법에 더하여 27개 극한기후지수 중에서 사용자 목적에 적합한 기후지수를 중심으로 다중모형앙상블 (Multi-Model Ensemble, MME) 계산을 위한 GCM별 가중치를 결정하였다. Fig. 11은 이수 측면에서 중요하다고 판단되는 연총강수량 (prcptot)과 홍수 관점에서 중요하다고 판단되는 연1일최대강수량 (rx1day)을 중심으로 강수량의 순단위 평균 및 변동계수의 오차와 선택된 극한기후지수의 분포 적합성을 고려하여 계산된 GCM별 가중치를 보여준다. CESM1-BGC가 가장 높은 가중치를 보인 반면 HadGEM2-CC의 경우 가장 낮은 가중치를 보였다.

GCM별 가중치를 고려하여 과거기간 대비 미래기간의 RCP 시나리오별 총강수량 및 일최대강수량에 대한 60개 관

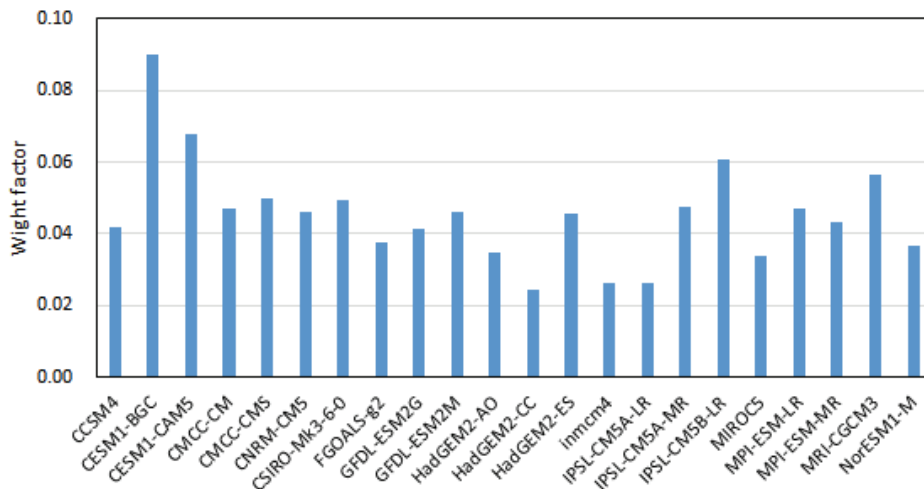


Fig. 11. Weight factor for each GCM for calculating multi-model ensemble.

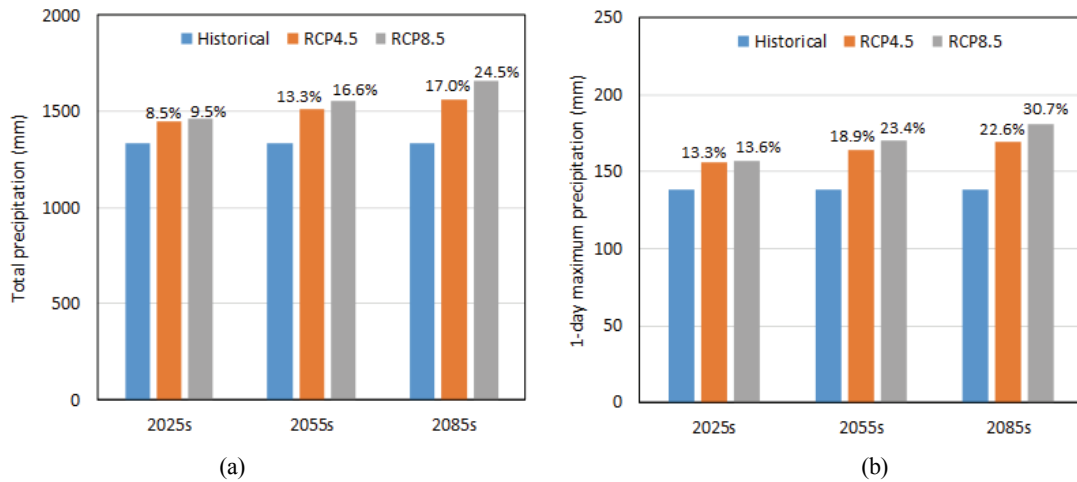


Fig. 12. Weighted average of changes in (a) prcptot and (b) rx1day based on the downscaled data using 22 GCMs and SQM method.

측지점 평균 변화량은 Fig. 12에 제시되어 있다. 근 미래, 중간 미래, 먼 미래 기간에 대하여 강수량 및 일최대강수량은 모두 증가하는 추세를 보였고 RCP4.5 시나리오 보다는 RCP8.5 시나리오에서 증가폭이 크게 나타났다.

앞서 최종적으로 사용자에게 의해 선정된 SQM 상세화 기법 및 22개 GCM을 기반으로 생산된 상세화 자료를 적응대책 수립을 위한 응용모델링 활용하는 경우, 모형의 특성에 따라서 적용의 난이도가 다를 수 있다. 예를 들면 구동시간이 오래 걸리는 모형의 경우 22개 GCM의 개수가 제한요소로 작용될 수 있다. 이 경우 사용자는 22개 보다 적은 수의 GCM을 사용하기를 원하는데 이 경우 GCM의 선정 개수로부터 발생하는 불확실성이 고려되어야 한다. Fig. 13은 전체 22개 GCM 중에서 Fig. 11에서 선정된 가중치의 순서대로 GCM의 개수를 한 개씩 증가시켜 가는 경우 사용되는 GCM의 개수에 따른 불확실성의 설명력 평가 결과를 보여 주고 있다. 즉 22개 GCM에 의해서 발생하는 최댓값과 최솟값의 차를 전체 불확실성 범위로 가정하여 GCM 개수의 증가에 따른 불확실성 범위가 차지하는 비율을 보여준다. 즉 RCP4.5 및 RCP8.5 시나리오에 대하여 모든 기간 (근 미래: S1, 중간 미래: S2, 먼 미래: S3)에 대하여 22개 GCM 중에서 20개 GCM만을 고려할 때 전체 변동성의 80% 이상을 설명함을 의미한다.

5. 결론 및 고찰

본 연구는 지역 특성을 반영한 상세 기후변화 시나리오 자료를 필요로 하는 사용자의 활용 목적에 맞게 다중 GCM 및

상세화 기법 중에서 적합한 GCM 및 상세화 기법을 선정하여 기후변화 적응 대책을 수립하는데 활용할 수 있는 가이드라인을 제시하고자 하였다. 절차는 1) 편의보정 이전의 원시 GCM의 평가를 통한 적합하지 못한 GCM 제거, 2) 극한기후지수를 기반으로 하는 과거 재현성 평가 및 미래 시그널 왜곡도 평가를 통한 상세화 기법 선정, 3) 공간 상관성의 재현성 평가를 기반으로 한 상세화 기법 선정, 4) GCM 별 가중치를 이용한 MME 계산 및 불확실성 범위 평가 등을 포함한다.

과거 30년 (1976~2005) 기간에 대한 기상관측 자료에 있는 60개 지점에 대해 29개 GCM을 이용하여 Simple Quantile Mapping (SQM) 및 Spatial Disaggregation Quantile Delta Mapping (SDQDM) 기법으로 상세화를 수행하였다. 편의보정 이전의 GCM에 대하여 강수 및 기온의 시·공간적 순단위 재현성 평가를 통해 22개 GCM을 선정하였다. 22개 GCM에 대해서는 27개 극한기후지수를 관측지점별로 계산한 후 과거 관측 자료와의 비교를 통한 재현성 평가를 수행하였고 24개 극한기후지수에서 SQM이 SDQDM 기법 보다 우수한 결과를 보였다. 극한기후지수에 대한 미래 시그널 왜곡도 평가에서는 SDQDM이 SQM 기법과 비교하여 우수한 결과를 보였다. Variogram을 이용한 강수 및 기온의 공간 재현성 평가에서는 강수량, 최고기온, 최저기온 모두 SQM이 SDQDM 기법과 비교하여 우수한 공간 재현성 결과를 보여 주었다. 따라서 SQM 기법을 최종적으로 선정하였다. 선정된 22개 GCM과 SQM 기법을 이용하여 생산된 상세화 자료를 이용하여 수자원의 관점에서 선정된 연총강수량 (prcptot) 및 연1일최대강수량

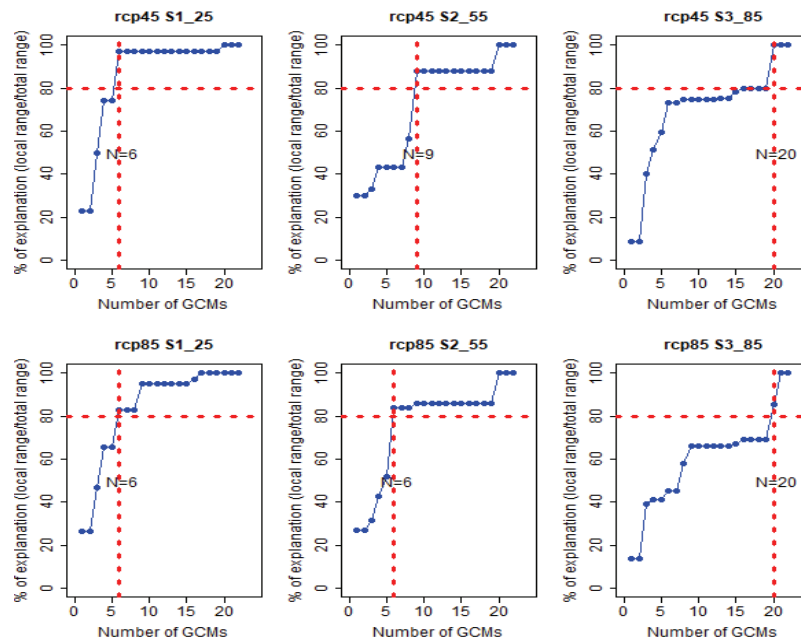


Fig. 13. Evaluation result of uncertainty explanation power due to increase of GCM number by SQM downscaling method (Overall).

(rx1day)를 사용자 선정 기후지수로 활용하여 22개 GCM 별 가중치를 선정하였다. 순 단위 평균 오차, 변동계수 오차, 선정된 극한기후지수 분포 적합성을 고려할 때 CESM1-BGC가 가장 높은 결과를 보였고 HadGEM2-CC가 가장 낮은 결과를 보였다. 선정된 GCM별 가중치를 이용하여 가까운 미래 (2010~2033), 중간미래 (2040~2069), 먼 미래 (2070~2099)에 대해 극한기후지수의 변화량을 산정하였다. 강수량 및 1일최대강수량 모두 가까운 미래로부터 먼 미래로 갈수록 증가폭이 크게 나타났고 RCP 4.5 보다는 RCP 8.5 시나리오에서 높은 증가율을 보였다. RCP8.5 시나리오의 먼 미래의 경우 강수량 및 rx1day는 각각 24.5% 및 30.7%의 증가율을 보였다. GCM의 개수를 증가시켜 갈 때 22개 GCM 중 20개 GCM을 사용하는 경우 모든 시나리오 및 기간에서 전체 변동성의 80%를 설명하는 것으로 나타났다.

본 연구 결과는 한반도에 대한 적용 예시이며, 본 연구를 통해 제시된 사용자 중심의 기후변화 시나리오 상세화 절차는 APCC Integrated Modeling Solution (AIMS)을 통해서 사용자가 원하는 대상 지역에 적용할 수 있다. 상세화는 rSQM (<https://cran.r-project.org/web/packages/rSQM/index.html>) 및 rSDQDM (<https://github.com/APCC21/rSDQDM>) R기반 패키지를 사용하고, 사용자 중심의 평가와 분석은

rAnalysis4CC (<https://github.com/APCC21/rAnalysis4CC>)를 통해 수행된다. 플랫폼 기반의 AIMS는 기후정보서비스에 대한 국내 수요자들을 포함하여 인프라가 부족한 개발도상국의 수요자들을 대상으로 서비스하기 위해 개발되었으며 현재 미국을 포함하여 31개국에 대한 자료를 제공하고 있으며 요청 시 확장이 가능하다.

또한 본 연구에 사용된 상세화 자료는 한국과학기술정보연구원에서 과학 데이터 공유를 위해 서비스하고 있는 EPOPS를 통해 공유하였고 (<https://doi.org/10.8888/EPOPS201711301YK>), 한반도의 기후변화 시나리오 상세화 자료를 활용하고자 하는 모든 연구자가 활용할 수 있다. 다만 제시된 결과 그래프들은 2017년도 국내 상세화 교육을 위한 예시로서 선정된 GCM 및 상세화 기법을 기반으로 생산된 결과다. 그러므로 본 연구의 SQM 및 SDQDM기법을 적용하여 생산된 상세화 자료를 다른 연구에 적용할 경우 각 연구목적에 대한 적합성 검토가 추가적으로 선행되어야 할 것이다.

또한 향후 다양한 통계적 상세화 기법들이 AIMS에 추가되는 경우 사용자는 본 연구를 통해 제시된 표준화된 평가체계를 기반으로 상세화 결과의 특성을 비교 분석할 수 있으며, 이를 통해 기후변화 시나리오 적용 목적에 적합한 기후자료

및 상세화 기법을 선택하여 사용함으로써 도출된 미래 전망의 신뢰도를 높일 수 있을 것으로 기대된다.

사 사

본 연구는 APEC 기후센터 지원에 의해 수행되었습니다.

REFERENCES

- Bae DH, Jung IW, Lettenmaier DP. 2011. Hydrologic uncertainties in climate change from IPCC AR4 GCM simulations of the Chungju Basin, Korea. *J Hydrol.* 401:90-105.
- Hagemann S, Chen C, Haerter JO, Heinke J, Gerten D, Piani C. 2011. Impact of a statistical bias correction on the projected hydrological changes obtained from three GCMs and two hydrology models. *J Hydrometeorol.* 12:556-578.
- Hwang, S. 2014. Assessing the Performance of CMIP5 GCMs for Various Climatic Elements and Indicators over the Southeast US. *J. Korea Water Resour. Assoc.* 47(11):1039-1050.
- Hwang S, Graham W, Hernández JL, Martinez C, Jones JW, Adams A. 2011. Quantitative spatiotemporal evaluation of dynamically downscaled MM5 precipitation predictions over the Tampa Bay region, Florida. *J Hydrometeorol.* 12:1447-1464.
- Kim CR, Kim YO, Seo SB, Choi SW. 2013. Water balance projection using climate change scenarios in the Korean Peninsula. *J Korea Water Resour Assoc.* 46:807-819.
- Milly PC, Betancourt J, Falkenmark M, Hirsch RM, Kundzewicz ZW, Lettenmaier DP, Stouffer RJ. 2008. Stationarity is dead: Whither water management? *Science.* 319:573-574.
- Park J, Kang MS, Song I. 2012. Bias correction of RCP-based future extreme precipitation using a quantile mapping method; for 20-weather stations of South Korea. *J Korean Soc Agric Eng.* 54:133-142.
- Park J, Kwon JH, Kim T, Heo JH. 2014. Future Inflow Simulation Considering the Uncertainties of TFN Model and GCMs on Chungju Dam Basin. *J Korea Water Resour Assoc.* 47:135-143.
- Shon TS, Lee SD, Kim SD, Shin HS. 2010. An Analysis of the effect of climate change on flow in Nakdong river basin using watershed-based model. *J Korea Water Resour Assoc.* 43:865-881.
- Sohn KH, Bae DH, Ahn JH. 2014. Projection and analysis of drought according to future climate and hydrological information in Korea. *J Korea Water Resour Assoc.* 47:71-82.
- Wilby RL, Dessai S. 2010. Robust adaptation to climate change. *Weather.* 65:180-185.
- Yun DK, Chung SO, Kim SJ. 2011. Climate change impacts on paddy water requirement. *J Korean Soc Agric Eng.* 53:39-47.