



Selection framework of representative general circulation models using the selected best bias correction method

Song, Young Hoon^a · Chung, Eun-Sung^{b*} · Sung, Jang Hyun^c

^aMS Student, Department of Civil Engineering, Seoul National University of Science and Technology, Seoul, Korea

^bAssociate Professor, Department of Civil Engineering, Seoul National University of Science and Technology, Seoul, Korea

^cResearcher, Han River Flood Control Office, Ministry of Environment, Seoul, Korea

Paper number: 19-009

Received: 28 February 2019; Revised: 31 March 2019; Accepted: 31 March 2019

Abstract

This study proposes the framework to select the representative general circulation model (GCM) for climate change projection. The grid-based results of GCMs were transformed to all considered meteorological stations using inverse distance weighted (IDW) method and its results were compared to the observed precipitation. Six quantile mapping methods and random forest method were used to correct the bias between GCM's and the observation data. Thus, the empirical quantile which belongs to non-parametric transformation method was selected as a best bias correction method by comparing the measures of performance indicators. Then, one of the multi-criteria decision techniques, TOPSIS (Technique for Order of Preference by Ideal Solution), was used to find the representative GCM using the performances of four GCMs after the bias correction using empirical quantile method. As a result, GISS-E2-R was the best and followed by MIROC5, CSIRO-Mk3-6-0, and CCSM4. Because these results are limited several GCMs, different results will be expected if more GCM data considered.

Keywords: General circulation model (GCM), Quantile mapping, Random forest, Bias correction, TOPSIS (Technique for order of preference by similarity to ideal solution)

최적 편이보정 기법의 선택을 통한 대표 전지구모형의 선정

송영훈^a · 정은성^{b*} · 성장현^c

^a서울과학기술대학교 건설시스템공학과 석사과정, ^b서울과학기술대학교 건설시스템공학과 부교수, ^c국토교통부 한강홍수통제소 연구사

요 지

본 연구에서는 미래 기후예측을 위하여 활용되는 전지구모형(general circulation model, GCM) 중 우리나라에 적합한 대표 GCM을 선정하는 방법을 제시하였다. 이에 격자 기반 GCM 결과를 IDW (Inverse Distance Weighted) 방법을 사용하여 기상 관측소로 지점 규모로 상세화를 하여 관측강수와 비교하였다. GCM과 관측자료 사이의 편이를 보정하기 위하여 6가지 Quantile Mapping 방법과 Random Forest 기법을 사용하였고, 성능 지표를 비교하여 대표 편이보정방법을 선정하였다. 편이보정된 GCM 모의 결과에 대한 성능을 계산하고 다기준의사결정기법 중 하나인 TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution) 방법을 이용하여 가장 우수한 GCM을 선정하였다. 그 결과 편이보정방법을 NPT (Non-Parametric Transformation) 방법 중 EQ (Empirical Quantile) 방법이 선정되었고, TOPSIS 성능 평가 결과, GISS-E2-R 이 가장 우수하였다. 그 다음으로 우수한 GCM을 순서대로 제시하면 MIROC5, CSIRO-Mk3-6-0, CCSM4 이었다. 향후 더 많은 GCM 자료를 이용한다면 보다 보편적인 결과를 도출할 수 있을 것으로 기대된다.

핵심용어: 전지구모형, Quantile mapping, Random forest, TOPSIS

*Corresponding Author. Tel: +82-2-970-9017
E-mail: eschung@seoultech.ac.kr (E.-S. Chung)

1. 서론

전 지구적 기온상승으로 인한 기후변화는 사회적, 수문학적, 다양한 분야에 영향을 미치고 있다. IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change, 2014)의 보고서에 따르면 미래에도 지속적인 기온상승이 예상되며 이러한 현상은 인류의 삶에 부정적인 영향을 미칠 수 있다고 경고하고 있다. 수자원 및 관련 분야에서는 많은 연구자들이 기온 상승에 따른 강수량, 강수량의 주기 변동성, 극한 기후사상의 심도(severity)와 빈도 변화에 따른 영향평가와 같은 연구를 지속적으로 수행하고 있다. 특히 General Circulation Model (GCM)의 결과를 이용하여 과거와 미래의 기후 변동성과 기상이변에 관하여 통계적으로 예측하는 연구가 활발히 진행되고 있다(Hwang, 2014a). 또한 강수량의 재현을 위하여 기후 모형의 불확실성을 평가하기 위한 상호 비교 기준을 만들거나 격자기반 평가접근법을 제시한 연구도 있다(Mehr and Kahya 2017; Ahmed *et al.*, 2019). 역학적 상세화(downscaling)를 위하여 GCM 모형을 이용하여 이중중지격자시스템(one-way double-nested system)을 구축하고 미래 시나리오에 대한 신뢰도를 확인하기 위하여 기존 시나리오의 모의값과 관측값을 비교하는 연구도 수행된 바 있다(Im *et al.*, 2006). 또한 편이보정(bias correction)은 현재 기후의 모의와 관측을 비교하여 미래 기후를 보정하는 방법으로써 도입 이후 최근까지 활발하게 영향평가에서 활용되고 있다. 그러나 기존 편이보정방법들은 과거 자료로부터 도출한 분위사상이 미래까지 유효하다는 기후의 정상성(stationarity)을 가정하고 있다. Eum and Cannon (2017)의 QDM (Quantile Delta Mapping)을 제안하여 극값에 대한 장기추세를 고려하는 방법을 제안하여 미래 기후모델의 추세를 편이보정에 반영하였다. 특히, Cho *et al.* (2018)은 GCM을 이용하여 Simple Quantile Mapping (SQM) 및 Spatial Disaggregation Quantile Delta Mapping (SDQDM) 기법으로 상세화를 수행하였고, 편이보정 이전의 GCM에 대하여 강수 및 기온의 시·공간적 순단위 재현성 평가를 통해 22개 GCM을 선정하였다. Sung *et al.* (2018)은 우리나라 가뭄을 분석하기 위하여 SDQDM으로 상세화된 기후변화 시나리오를 이용하였다.

이러한 기후변화 관련 연구들로 인하여 IPCC는 2014년에 4th Assessment Report (AR)의 단점을 대거 보완하여 5th AR을 발간하였고, 2019년 이후에는 후속 보고서인 6th AR을 준비하고 있다. 이러한 보고서에서 제시하는 시나리오들은 미래 기후변화의 영향력과 이에 대응할 수 있는 전략을 만드는 데 큰 영향을 준다. Coupled Model Intercomparison Project (CMIP)는 온실가스 배출시나리오인 4개의 RCP (Representative

Concentration Pathways)를 기반으로 하여 과거의 4th AR를 바탕으로 만들어진 GCM 보다 향상된 60여개의 GCM 모의 결과를 제공하고 있다. 다양한 GCM 결과를 이용하면 미래 기후예측의 불확실성을 줄이는데 크게 기여하였다고 볼 수 있지만 상당수의 GCM들은 여전히 특정 지역에 대해서 과거 실측자료와 큰 오차를 보이고 있다. 따라서 특정 지역에 적절한 GCM을 여러 성능 지표를 활용하여 선택하는 연구가 활발히 진행되어 왔다(Noor *et al.*, 2018). Hwang (2014b)은 극한 기후 지수의 미래 변화를 전망을 위하여 17개의 CMIP5의 GCM 일단위 모의 결과를 이용하여 모형 성능을 정량적으로 평가하였으며, Temba and Chung (2014)은 GCM의 모의결과를 토대로 유출량에 기후변화가 미치는 영향 및 불확실성을 고려한 미래 유출량 모의 방법을 제시하였다. Chiew *et al.* (2009)은 IPCC 4th AR에 사용된 23개의 GCM 모형을 이용하여 과거 강수를 재현하는데 있어서 가장 높은 성능을 가진 GCM 모형을 선택하였다. 더 나아가 Salman *et al.* (2018)은 자료가 풍부하지 않은 지역의 강수량 자료를 확보하기 위해 7개의 격자기반 기후모형 중에 과거 기후를 가장 잘 모의하는 GCM을 다기준 의사결정기법 중 하나인 Compromise Programming 방법을 이용하여 선택한 바 있다. GCM의 정확성을 분석하는 연구는 국외에서는 매우 활발하게 진행되고 있으나 국내에서는 상대적으로 부족한 실정이다.

따라서 본 연구는 GCM의 정확성을 분석하기 위해 GCM의 과거 모의 자료를 실제 관측소에서 관측된 강수량과 비교하여 다수의 GCM들의 정확성을 평가하고 이를 토대로, 우리나라에 적합한 GCM의 순위를 선정하였다. 기후변화 연구에서의 기후모형이 제공하는 강수량과 온도 자료들은 격자를 기반으로 한다. 그러나 우리나라처럼 면적이 작아서 격자의 수가 제한적인 나라들은 공간적 상세화가 필요하다. 이를 위하여 편이보정 과정을 수행하는데 대부분 선형 Quantile Mapping 방법들이 이용된다. 그러나 편이보정 방법에 따라서 결과가 다르게 도출될 수 있기 때문에 본 연구에서는 최근에 다양하게 적용되고 있는 Quantile Mapping 방법 중 비모수 변환법(non-parametric transformation, NPT), 분포기반 변환법(distribution derived transformation, DDT) 및 머신러닝(machine learning) 방법 중 하나인 Random Forest (RF) 방법을 동시에 사용하여 결과를 비교하였다. 특히 Random Forest는 요소의 변수에 임의성을 더한 방법으로서 다양한 초평면(hyperplane)을 가지게 되므로 앙상블 이론이 갖는 장점이 극대화되어 예측 및 분류에 관하여 기존 방법들보다 정확성이 개선되어 다양한 분야에서 활발하게 사용되고 있다(Breiman, 2001). 또한 본 연구에서는 우리나라의 미래 기후변화 및 대응

방안 설정과 한반도의 적용되는 GCM들의 성능을 평가하여 우리나라에 가장 적합한 GCM을 선정하였다. 총 4개의 GCM (GISS-E2-R, CSIRO-MK3-6-0, CCSM4, MIROC5)을 포함시켰으며 GCM이 격자식 자료를 제공하고 있기 때문에 관측소의 강수량도 공간적으로 변환하여야 한다. 이를 위해 본 연구에서 역거리가중치법(inverse distance weighting, IDW)을 이용하였다. 마지막으로 GCM 별로 도출된 성능평가 결과를 토대로 다기준 의사결정기법 중 하나인 TOPSIS 방법을 이용하여 우리나라의 관측소별로 적합한 GCM의 순위와 전체 순위를 제시하였다.

2. 방법

2.1 연구 방법

본 연구에서는 우리나라에 대해 과거기간(1970~2005년)을 가장 잘 모의한 GCM을 선택하는 것이 목적이다. 이를 위해서 첫 번째 단계로는 연구지역을 선택한다. 우리나라는 전체 면적의 절반 이상이 산지로 구성되어 있어, 지형학적 인자에 따른 기후의 지역구분이 뚜렷하다. 따라서 지형적 영향이 충분히 고려될 수 있도록 대상 강수지점을 선택하여야 하나, 산악 지역 설치된 강수 관측소는 상세화를 위한 자료 길이인 30년에 못 미치는 지점이 많아서 자료 길이가 충분한 지점을 우선으로 선택하였다. 두 번째 단계는 우리나라 지역에 대해 비교적 상세한 자료를 제공하는 GCM을 선택한다. 세 번째 단계는 GCM의 결과를 연구 대상 관측소 지점으로 공간적 변환을 수행한다. 이때 거리의 역수를 가중치로 하는 IDW를 사용한다. 네 번째 단계는 GCM에서 제공하는 강수량의 편이를 보정한다. 이때 RF와 6가지의 QM 방법을 사용하여 그 중에서 가장 오차가 적은 기법을 선택한다. 다섯 번째 단계는 7개의 성능지표를 사용하여 GCM 모형에 대해서 성능을 평가한다. 여섯 번째는 성능지표의 결과를 기준으로 TOPSIS 기법을 사용하여 GCM들의 우선순위를 결정하고 가장 적절한 GCM을 선택한다.

2.2 기상관측소 정보

연구를 진행한 우리나라는 북위 33°에서 43°, 동경 124°에서 131°에 위치하고 있으며 반도의 형태를 가지고 있다. 우리나라의 기상 강수량 과거 자료를 가지고 있는 관측소 총 96개이며, 각 관측소는 산지, 평야 등 지역적 특성이 다양하고, 관측소 별 기후가 다양하다. 본 연구에서 GCM의 과거 자료 기간이 2005년으로 한정되어 있기 때문에 1970년부터 2005년까지 총 35년의 강수량 자료가 포함되어 있는 22개의 지점을 선택

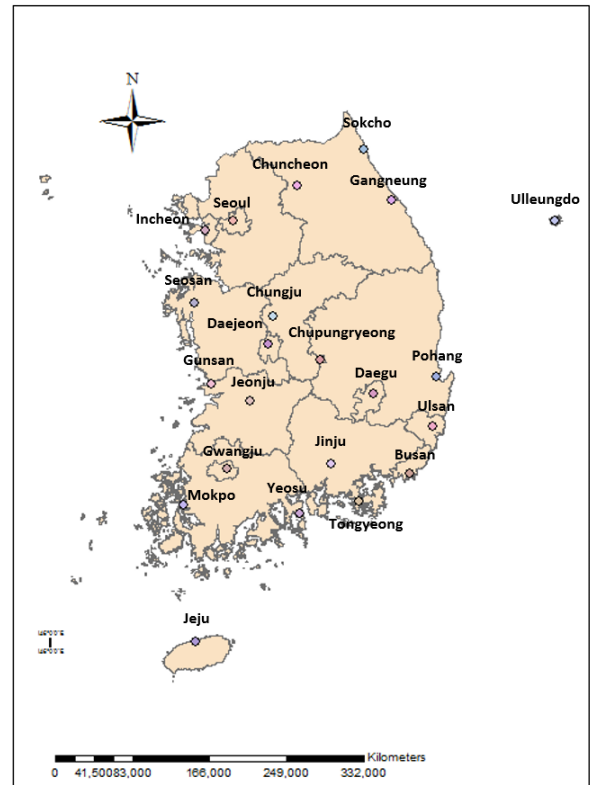


Fig. 1. Locations of meteorological stations used in this study

하였다. 선택된 관측소 지점은 4계절이 뚜렷하게 나타나며 계절별 강우 추세를 잘 나타내 있다. 또한 내륙과 해안 지역 골고루 위치하여 GCM의 강수량을 전국적으로 분석하는데 있어서 신뢰도를 높일 수 있다. 또한 온난화 과정에서 발생한 기후 변화는 인류의 사회적 요소에 많은 영향을 미치며, 수문학적 요소에 많은 영향을 미친다. 도시화가 진행되어 있는 도시에는 도시의 물 순환에 영향을 미치기도 한다. 이러한 점들을 고려하여 관측소 별 국지성 호우로 인한 도시 홍수, 폭설에 대한 피해, 산사태 등 다양한 재해에 노출이 되어 있는 지역의 관측 지점도 포함되어 있다. 관측소의 위치는 Fig. 1과 같다.

2.3 전지구모형

본 연구에서는 월 단위 강수량이 존재하는 4개의 GCM을 선정하였고 선정된 GCM의 정보는 Table 1과 같다. 선택된 GCM 모형은 모두 격자형이며 격자 간격은 1.40°에서 3.75°로 격자간 거리는 약 100~370 km이다. GISS-E2-R은 NASA (National Aeronautics and Space Administration)에서 만들어진 GCM으로 기존의 CMIP3의 GISS는 대기, 해양, 해빙, 육지 표면만 모의가 가능했지만, CMIP5에서는 상호작용하는 화학적 반응, 에어로졸, 탄소의 순환 등이 포함되어 있다.

Table 1. Information on four GCMs used in this study

Modeling centers	Models	Institutions	Resolution (longitude × latitude)
GISS	GISS-E2-R	National Aeronautics and Space Administration	1.88° × 1.86°
CSIRO-QCCCE	CSIRO-Mk3-6-0	Commonwealth Scientific and Industrial	1.88° × 1.86°
NCAR	CCSM4	National Center Atmospheric Research	1.25° × 0.25°
MIROC5	MIROC5	Atmosphere and Ocean Research Institute	1.41° × 1.41°

또한 GISS 모형은 태양의 변화에 대한 기후의 반응(Shindell *et al.*, 2006)과 대기 오염과 기후변화 사이의 관계를 확인할 수 있다(Shindell *et al.*, 2012). CSIRO-Mk3-6-0는 호주 연방 과학 산업연구기구(Commonwealth Scientific and Industrial Research Organisation)와 퀸즐랜드 기후변화 센터(University of Queensland Global Change Institute)에서 공동 개발하였으며, 대기 구성요소가 1.9°×1.9°의 수평 해상도를 가지고 있다. NCAR (National Center for Atmospheric Research)은 1960년에 국립과학재단(National Science Foundation)의 한 프로그램 사업으로 시작되었고 이후 CCSM4 (Community Climate System Model) 시리즈를 개발하였다. 또한 CCSM4는 지구의 대기, 해양, 지표면 및 해빙의 시뮬레이션이 가능한 4가지의 부모형으로 구성되어 있으며 지구의 과거, 현재, 미래의 기후 상태에 대한 근본적인 연구를 수행할 수 있는 GCM이다. MIROC5 (Model for Interdisciplinary Research On Climate)는 일본의 도쿄 대학 기후 시스템 연구소(The University of Tokyo Center for Climate System Research)와 국립환경 연구소(National Institute for Environmental Studies)에서 개발하였다. 또한 기존의 모델인 MIROC3.2보다 기후학적 특성에서는 매우 우수한데 특히 강수와, 대기, 해저 부분에서 개선이 되었다. 또한 다양한 매개 변수가 체계화된 모델이다 (Masahiro *et al.*, 2010).

2.4 TOPSIS 방법

TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution) 방법은 대안과 이상해, 부이상해간의 거리를 계산하여 순위를 도출하는 합리적인 접근법으로 최근 다양한 다기준 의사결정 문제에 적용되고 있다(Shiha *et al.*, 2007; Hwang and Yoon, 1981). 특히, 기후변화에 따른 수자원 분야의 영향평가 사례(Song and Chung 2017; Lee *et al.*, 2013)가 풍부한 만큼, 이론의 우수성 및 적용의 안정성 등이 확보된 방법론이다. TOPSIS 방법을 적용하기 위해서는 단위와 크기가 다른 각 자료를 표준화하는데 값이 작을수록 선호되는 평가인자와 값이 클수록 선호되는 평가인자를 다르게 계산해야 한다. 그 후에는 표준화된 자료에 평가인자에 대한 가중치를 곱

한다. 계산된 각 자료를 평가 인자별로 각각 가장 좋은 값과 가장 나쁜 값을 구성하면 PIS (Eq. (1))와 NIS (Eq. (2))가 된다.

$$A^+ = \{v_1^+, v_2^+, \dots, v_n^+\} \quad (1)$$

$$A^- = \{v_1^-, v_2^-, \dots, v_n^-\} \quad (2)$$

여기서, A^+ 은 PIS이고, A^- NIS를 뜻하며 각 대안의 v^+, v^- 은 가중화된 표준화 값이며, 이상적인 해의 거리를 S^+ , 음의 이상적인 거리를 S^- 라하며 각각 Eqs. (3) and (4)와 같이 계산된다. 여기서 $\max v_{ij}$ 는 벡터의 최대값을 뜻하며, $\min v_{ij}$ 는 벡터의 최소값을 뜻한다.

$$S^+ = \sqrt{\sum (v_j^+ - \max v_{ij})^2} \quad (3)$$

$$S^- = \sqrt{\sum (v_j^- - \min v_{ij})^2} \quad (4)$$

각 대안별 PIS와 NIS의 거리를 통해 상대적 근접도 계수 C_i^+ 를 Eq. (5)를 이용하여 계산한다. 이를 토대로 대안별 순위를 산정한다.

$$C_i^+ = \frac{S_i^-}{S_i^+ + S_i^-} \quad (5)$$

본 연구에서는 GCM의 성능 수행 평가 결과에 동일한 가중치를 부여하여 계산하였다. 연구에 선정된 GCM별 6개의 성능평가 결과를 평가인자로 정하고 우선순위를 선정하였다.

2.5 지역적 상세화 및 편이보정

GCM은 격자형 자료지만 우리나라에 영향을 미치는 격자의 수가 많지 않기 때문에 개별 기상 관측소의 실제 강우량과의 차이는 크다. 이러한 차이로 인해 미래의 기후 예측에 대한 정확성이 크게 떨어지게 된다. 따라서 격자형 자료는 실제 선정된 관측소의 지점으로 공간적으로 보간하는 과정이 있어야

한다. 본 연구에서 IDW를 적용한 이유로는 구성 개념이 분명하며, 거리가 가까운 지점일수록 관련성이 높게 판단되고 (Tobler의 제 1법칙), 표준적으로 사용되는 공간내삽법 방법이기 때문이다(Yu *et al.*, 2015). 또한 공간적 보간을 수행하더라도 GCM 자료의 분포와 실측값의 분포는 상당한 차이가 존재하는데 이러한 차이를 편이라고 한다. 본 연구에서는 이러한 편이를 보정하기 위해 RF와 다양한 6가지의 QM 방법을 사용하였고 이 중 성능이 좋은 방법을 선택하여 적용하였다.

2.5.1 IDW 방법

IDW 방법은 GIS 프로그램 및 지리적 공간의 보간법이 필요한 연구에 활발하게 적용되어왔다(Longley *et al.*, 2005). 또한 IDW는 거리가 가까운 지점의 값이 상대적으로 거리가 먼 지점의 값보다 관련성이 높다는 Tobler의 첫 번째 법칙에 근거하고 있다. IDW는 각각의 다른 지점을 기반으로 미지점의 값을 예측하는 것이다. 본 연구에서 미계측 지역의 강수량 값을 측정하기 위해 Eq. (6)을 사용하였다. 또한 가중치를 산정하는데 있어서 Eq. (7)을 이용하였다. 가중치를 산정할 때 Shepard 방식을 사용하였으며 D^c 의 지수 C 의 범위가 0~1사이의 값을 가지면 전체적으로 데이터의 양상이 좁게 보간되며, 1보다 크면 비교적 분포가 넓게 보간된다. 본 연구에서의 해당 지점의 거리 기준으로 강수량만을 파악하기 위하여 지수 값에 1을 입력하였다. P_i 는 미계측 지역의 강수량이며, $P_i(x_s)$ 는 미계측 지역 주변 GCM 모형의 격자 강수량이다. w_s 는 보간 가중치이며, $D_{(x,x_s)}$ 는 두 격자간의 거리이다.

$$P_i = \sum_{k=1}^N \frac{w_s(x)}{\sum_{k=1}^N w_s(x)} P_i(x_s) \quad (6)$$

$$w_s(x) = \frac{1}{D_{(x,x_s)}^c} \quad (7)$$

2.5.2 Random Forest 방법

최근 GCM 모형의 공간적 상세화 방법으로 머신러닝 기법 중 하나인 RF 방법이 활발하게 적용되고 있다(Pour *et al.*, 2016; Sa'adi *et al.*, 2017; Pang *et al.*, 2017). RF 방법은 여러 개의 의사결정 트리들을 임의적으로 학습시키는 방식의 앙상블 방법이며 결정트리를 구성하는 학습단계와 입력 벡터가 추가되었을 때 분류하거나 예측하는 테스트 단계로 구성되었다. 현재 RF 방법은 검출, 분류, 회귀 등 다양한 분야에서 활발하게 적용되고 있다. 연구의 초기에는 단일 트리로 한정되어 진행되었으나 이후

random subset이 도입되어 성능이 향상되었다(Amit and Geman, 1997). RF의 결정 트리는 계층구조로 이루어진 노드들과 edge들의 집합으로 구성되었다. 이러한 트리 형식 결정방식은 복잡하게 구성되어 있어 결정하기 어려운 문제를 간단한 계층구조형태로 표현하여 산정할 수 있으며, 복잡한 문제의 경우 학습 데이터로부터 트리 구조와 매개변수를 자동으로 학습한다.

2.5.3 Quantile Mapping 방법

기후변화모형으로부터 상세화된 결과들은 일반적으로 실제 관측값과 큰 차이를 보인다. 이러한 차이를 보정하기 위해서 통계학적 변환 또는 QM이 많이 사용되고 있다. 이 방법은 여러 가지 오차 보정 방법 중 하나이며 실제 관측값과 모의값의 차이를 줄여주는데 있어서 큰 효과를 보인다. 관측값의 분포와 동일하도록 모의치의 분포를 만들기 위한 변환함수(또는 분위함수)를 찾는 과정으로 일반적으로 Eq. (8)과 같다.

$$P_o = h(P_m) \quad (8)$$

여기서, P_o 는 관측강수량, P_m 은 GCM의 모의강수량이며 h 는 변환함수이다.

따라서 함수를 유도한다면 관측치는 Eq. (9)와 같이 누적분포함수의 역함수로 표현된다.

$$P_o = F_o^{-1}(F_m(P_m)) \quad (9)$$

여기서, F_m 은 P_m 의 누적분포함수(또는 분위함수)이고, F_o^{-1} 은 P_o 의 누적분포함수의 역함수이다.

QM은 과거에 유출량을 보정하는 방법으로 많이 쓰이는데(Wood *et al.*, 2004), 기후분야에서도 GCM의 모의 값을 실측값에 맞게 보정하기 위해서 빈번하게 사용되어왔다(Grillakis *et al.*, 2013). QM은 모수변환법(Parametric Transformation, PT), 비모수변환법(NPT), 분포기반 변환법(DDT)으로 구분되며 본 연구에서는 이 방법들을 모두 사용하였다.

1) 모수변환법

모수변환법은 가장 활발하게 사용되고 있는 QM 방법으로 linear, scale, power, 지수점근선변환함수(exponential asymptotic transfer function, EAT; Piani *et al.*, 2010) 방법들이 많이 사용되어왔다. 본 연구에서는 EAT 방법을 사용하였는데 EAT 방법은 GCM의 강수량 모의결과의 백분위와 관측값의 백분위 사이의 관계를 Eq. (10)과 같이 도출한다. 또한 모수변환법 중 포괄적 분석이 가능하며, 간단하게 구성되지만 비모수 기법과

비교할 때 상당히 유사한 결과를 제시한다(Dosiom and Paruolo, 2011).

$$P_o = (a + b \times P_m) \times \left(1 - \exp\left(-\frac{P_m}{\tau}\right) \right) \quad (10)$$

여기서, P_o 는 관측소의 강수량을 뜻하며 P_m 은 GCM에서 모의된 강수량의 누적분포함수이다. a 는 가산 보정계수이고 b 는 곱셈 보정 계수이다. $(a+b \times P_m)$ 을 이용하여 점근선을 산정하고, τ 는 점근선에 접근하는 벡터를 결정한다.

2) 비모수변환법

비모수변환법에는 경험적 추정법(empirical quantiles, EQ), robust 회귀분석법(robust regression, RR), 스플라인 평활법(smoothing spline, SSPLIN)이 대표적으로 사용되는데 본 연구에서는 이를 모두 사용하였다. EQ은 관측값과 GCM에서 모의된 강수량 값의 경험적 누적분포함수를 일치시켜 변환시키는 방법이다. RR 방법은 관측값과 모의값의 quantile-quantile plot에서 관측값에 대응하는 모의치의 값을 지역선형최소사승 회귀분석(local linear least squares regression)을 이용하여 안정적으로 추정하는 방법이다. SSPLIN은 관측치와 모의시점사이의 quantile-quantile plot에 대한 스플라인 평활 함수를 추정해서 사용하는 방법이다. 이때 모의값을 보정하기 위한 함수를 추정하여 사용한다.

3) 분포기반 변환법

편이보정을 위해서는 Eq. (7)을 풀 수 있는 잘 알려진 분포 함수들이 사용될 수 있다. 이 접근법은 모의된 강우량을 보정하는데 많이 사용되어 왔다(Ines and Hansen, 2006; Li *et al.*, 2010; Piani *et al.*, 2010; Gudmundsson *et al.*, 2012). 본 연구에서는 강수 분포 모의에 적합한 Bernoulli-Gamma (BG)와 강수량의 극치분포 분석에 적합한 Bernoulli-Weibull (BW) 분포를 사용하였다. 가장 많이 사용되는 Bernoulli-Gamma 분포는 F 함수를 Bernoulli와 Gamma 분포의 결합 형태로 가정하고 있다. Bernoulli 분포는 강우 발생 여부를 결정하는데 사용되고, Gamma 분포는 모양(shape) 및 규모(Scale) 모수를 이용하여 강우량을 추정하도록 되어 있다. Weibull 분포는 강수량의 극한값을 분석하는데 흔히 사용되므로 Bernoulli 분포와 결합된 형태도 활발히 적용되고 있다(Cannon, 2008; Cannon, 2012).

2.6 평가 지수 및 방법

본 연구에 사용된 GCM의 성능에 대해서 평가하기 위해서 총 6가지의 평가방법을 적용하였다. 평가방법은 Mean Squared

error (MSE), Root Mean Square Error (RMSE), normalized root-mean-square error (NRMSE), Percent bias (Pbias), Mean bias (Mbias), Nash-Sutcliffe efficiency (NSE)를 사용하였으며 각각의 오차에 관한 수식은 Table 2와 같다.

MSE는 GCM의 강수량과 관측강수량 사이의 오차의 평균 제곱으로 0의 값에 가까우면 GCM의 결과가 정확하다는 의미이며, 예측 방법을 평가하는데 있어서 전반적으로 정확도를 측정하는데 많이 사용되었지만 정확도 부분에서 많은 비평을 받았던 방법이다. RMSE는 GCM 모형의 값과 실제 관측 값의 차이를 평가할 때 주로 사용되며 각 모형의 정밀도 (precision)를 나타내는데 적합하며, 제곱단위가 아닌 원래 데이터와 동일한 단위로 측정되므로 전형적인 오류의 크기를 더 잘 나타낸다는 장점이 있으며, sum squared error와 비슷하여 수문모형을 평가하는데 가장 널리 사용되는 지표이다. 또한 RMSE는 최대값의 상한이 없고, 음수가 아니며 정확도가 높을수록 결과는 0으로 수렴한다(Dawson *et al.*, 2007). NRMSE는 RMSE를 관측치 평균으로 나누어 자료의 규모 차이를 제거한 지표이며, Pbias는 관측치 대비 GCM의 강수량자료와 관측치의 오차량의 비율을 의미한다. 최적의 값은 0으로 수렴하며, 양수의 값은 과대평가 경향을 나타내고, 음수 값은 과소평가 경향을 나타낸다(Yapo *et al.*, 1995). Mbias는 GCM의 강수량자료와 관측치의 자료별 평균오차량이다. NSE는 주로 수문 모형의 성능을 예측하는데 주로 사용되는 오류 성능지표로 값이 1에 가까울수록 GCM 강우량이 정확하다는 것을 나타낸다.

Table 2. Description of performance indices used in this study

Indices	Formulas	Variables
MSE	$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_s - X_o)^2$	X_s = GCM data X_o = Observed data n = Total number of data \bar{X}_o = Average of observed data
RMSE	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_s - X_o)^2}$	
NRMSE	$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_s - X_o)^2}}{\bar{X}_o}$	
Pbias	$Pbias = \frac{\sum_{i=1}^n (X_o - X_s)}{\sum_{i=1}^n X_o}$	
Mbias	$Mbias = \frac{\sum_{i=1}^n (X_o - X_s)}{n}$	
NSE	$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X_s - X_o)^2}{\sum_{i=1}^n (X_o - \bar{X}_o)^2}$	

3. 결과

3.1 GCM의 지역적 상세화 및 편이보정 결과

본 연구에서는 격자형 자료를 실제 선정된 관측소의 자료로 변환시키기 위해 IDW 방법을 적용하였다. 지역적으로 상세화된 관측소의 자료는 RF와 QM 방법을 이용하여 편이보정하였으며 그 결과는 Table 3과 같다. 1970년부터 2005년까지 22개의 관측소 중 서울지역의 평균 강수량의 PDF (probability density function)를 나타냈으며, 4가지 GCM 모형 중 RF와

QM 기법들이 적용된 GISS 모형과 관측소의 실측 강수량의 PDF를 비교하였다. 그 외 관측지점에서도 Fig. 2와 유사하게 나타났다. 가을(9월~11월)과 겨울(12월~2월)에서는 7개의 기법이 모두 실제 측정된 강수량과 유사한 강우 추세를 보였다. 또한 여름철(6월~8월)과 봄철(3월~5월)에는 7가지 기법들 중 Bernoulli-Weibull 분포의 강우 추세가 실측 강수량과의 크게 차이나는 것으로 나타났다. Table 3은 4개의 GCM의 강수량 자료를 RF와 6가지 QM 방법을 이용하여 편이보정한 결과에 대해 6개의 성능평가지수를 산정한 결과이다. 그 결

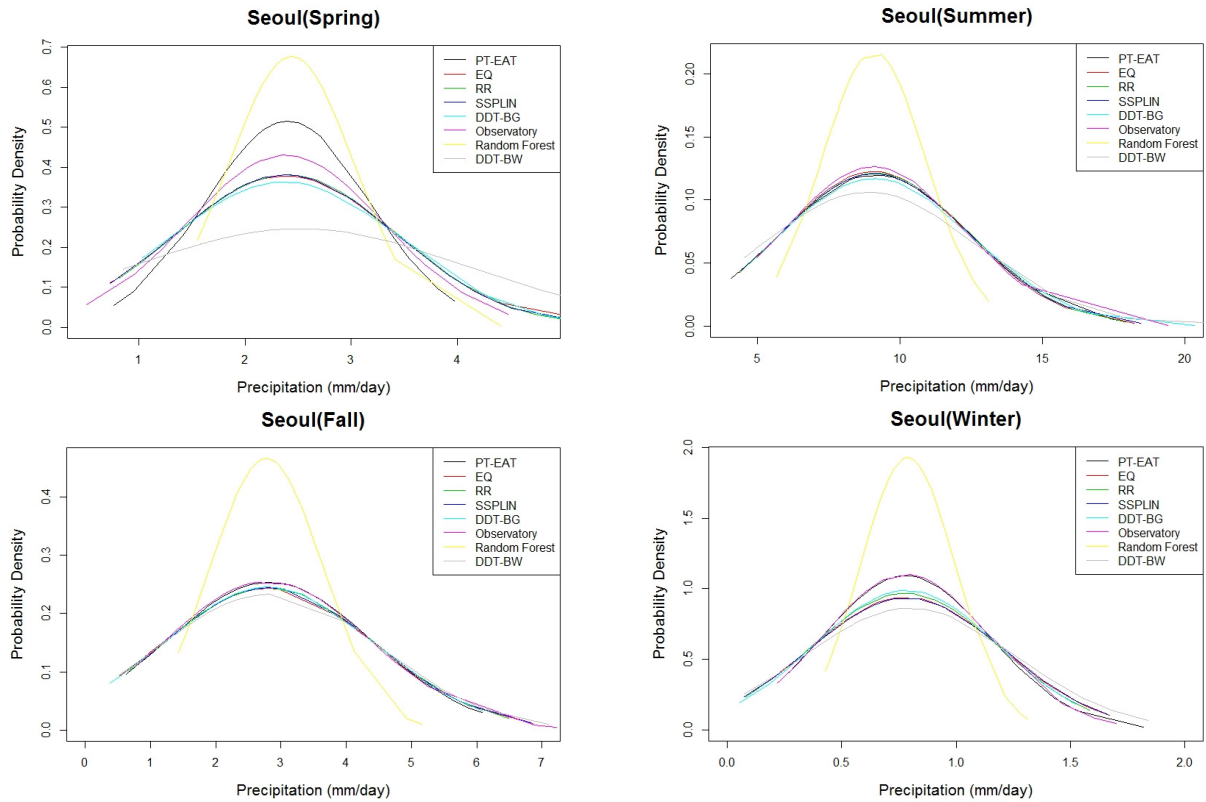


Fig. 2. Probability density functions of seasonal precipitation by bias correction methods: Case of Seoul

Table 3. Performance indices of bias correction methods

Performance Measures	Parametric Transformation (PT)	Non-Parametric Transformation (NPT)				Derived Distribution Transformation (DDT)		Random Forest
	EAT	EQ	RR	SSPLIN	BG	BW		
MSE	2×10^{-3}	2×10^{-7}	9×10^{-3}	5×10^{-3}	2×10^{-3}	9.39×10^{-1}	1.5×10^{-2}	
RMSE	3.7×10^{-2}	4×10^{-4}	9.3×10^{-2}	6.8×10^{-2}	3.9×10^{-2}	9.36×10^{-1}	1.19×10^{-1}	
NRMSE	1.03×10^{-2}	1×10^{-4}	2.58×10^{-2}	1.89×10^{-2}	1.1×10^{-2}	2.49×10^{-1}	3.3×10^{-2}	
PBIAS	-9×10^{-4}	-2×10^{-5}	-2.6×10^{-3}	-3.2×10^{-4}	1×10^{-4}	-4.3×10^{-2}	6×10^{-3}	
MBIAS	-32×10^{-4}	-1×10^{-4}	-9.3×10^{-3}	-1.13×10^{-2}	3×10^{-4}	-1.56×10^{-1}	1.99×10^{-2}	
NSE	5×10^{-4}	5×10^{-8}	2.6×10^{-3}	1.3×10^{-3}	7×10^{-4}	2.69×10^{-1}	4.2×10^{-3}	

과 EQ 방법이 모든 지표에서 가장 우수하게 산정되었으며, PT-EAT와 DDT-BG 방법에서는 편차 부분에서의 Pbias와 Mbias에서는 미세하게 DDT-BG가 앞서지만 오차율 부분인 MSE, RMSE, NRMSE, NSE에서는 PT-EAT가 성능이 우수했다. 두 가지의 기법을 비교하였을 때 6개의 지표의 평균에서는 PT-EAT가 두 번째로 우수하게 나타났고 DDT-BG가 세 번째로 우수하게 나타났다. 또한 SSPLIN 방법과 RR 방법에서도 SSPLIN 방법이 RR 방법보다 오차율 부분에서는 성능이 좋지만 편차 부분에서는 RR 방법이 성능이 좋게 나왔다. SSPLIN과 RR를 비교하였을 때 6개의 지표의 평균에서는

SSPLIN이 더 우수하게 나타났다. 다음으로는 RF, DDT-BW 순으로 나타났다. 종합적으로 보면 EQ 방법이 모든 지표에서 가장 우수한 방법으로 산정되었으며, DDT-BW를 제외한 나머지 기법은 실제 관측값과 차이가 적게 나타났다.

3.2 GCM의 성능평가

가장 성능이 우수한 NPT-EQ 방법을 이용하여 편이보정한 뒤 GCM 별 성능을 각각 평가하였다. 계절별로 일평균강우량에 대한 확률분포함수(probability distribution function, pdf)를 산정한 결과는 Fig. 3과 같다.

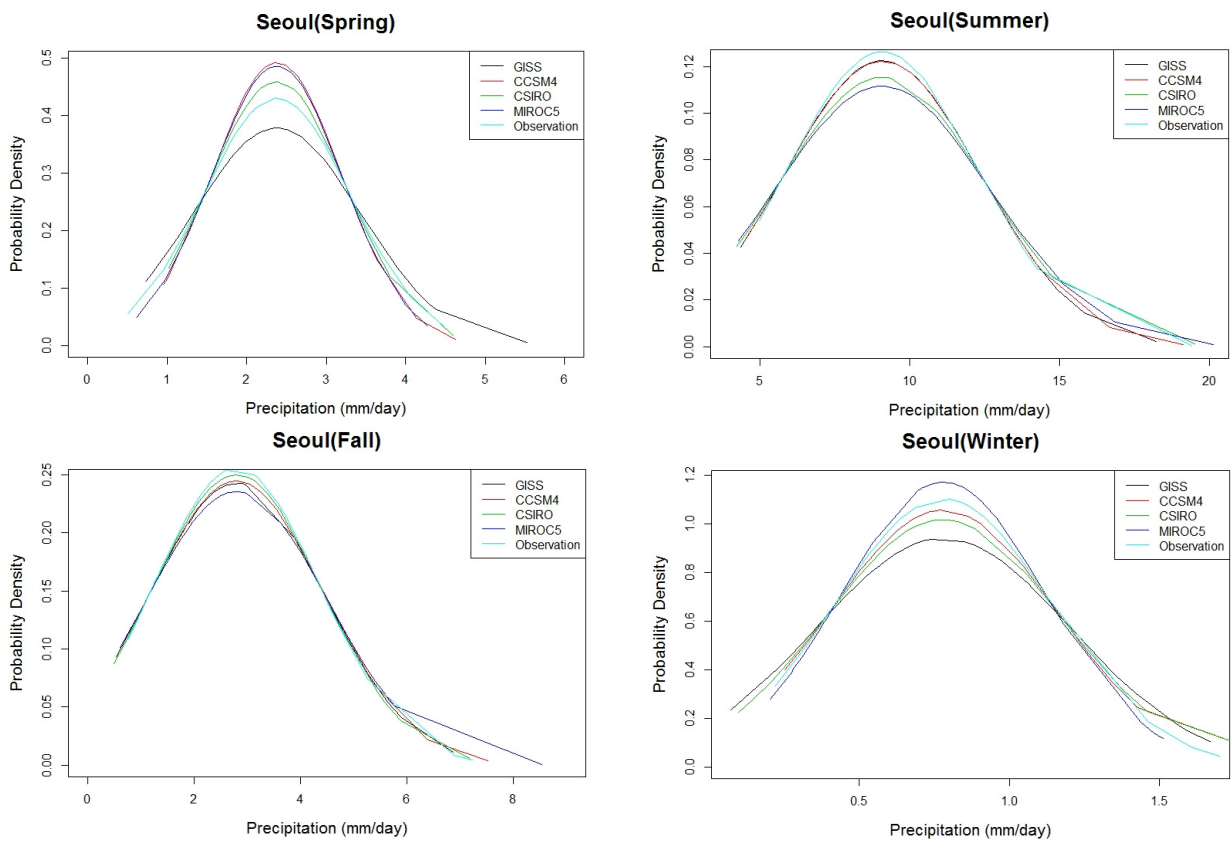


Fig. 3. Probability density functions of seasonal precipitation by four GCMs and the observed data: Case of Seoul

Table 4. Results of performance indices of four GCMs for 22 stations

Index \ GCM	CCSM4	CSIRO	GISS	MIROC5
MSE	7.6×10^{-7}	9.5×10^{-7}	3.9×10^{-7}	8.8×10^{-7}
RMSE	6.9×10^{-4}	7.4×10^{-4}	4.6×10^{-4}	7.3×10^{-4}
NRMSE	1.9×10^{-4}	2.1×10^{-4}	1.3×10^{-4}	2.0×10^{-4}
Pbias	-2.7×10^{-5}	-1.8×10^{-5}	-1.5×10^{-5}	-2.1×10^{-5}
Mbias	-9.7×10^{-5}	-6.1×10^{-5}	-5.2×10^{-5}	-8×10^{-5}
NSE	2.1×10^{-7}	3×10^{-7}	1.1×10^{-7}	2.4×10^{-7}

Table 5. Priorities of GCMs by 22 stations based on performance indices

Location	GCM	CCSM4		CSIRO		GISS		MIROC5	
		Value	Rank	Value	Rank	Value	Rank	Value	Rank
Seoul		0.000	4	1.000	1	0.995	2	0.973	3
Incheon		0.000	4	0.306	3	0.990	2	1.000	1
Chuncheon		1.000	1	0.000	4	0.020	3	0.550	2
Ulleungdo		0.000	4	0.973	2	0.524	3	1.000	1
Gangneung		0.000	4	0.955	3	1.000	1	0.990	2
Sokcho		0.503	2	1.000	1	0.290	3	0.000	4
Cheongju		0.001	4	1.000	1	0.928	2	0.142	3
Chupungryeong		0.200	3	0.000	4	0.998	2	1.000	1
Seosan		0.963	2	0.000	4	0.630	3	1.000	1
Daejeon		0.971	1	0.948	2	0.651	3	0.091	4
Jeonju		0.001	3	0.000	4	1.000	1	0.005	2
Gunsan		0.000	4	1.000	1	0.691	3	0.885	2
Gwangju		0.976	2	0.769	3	1.000	1	0.000	4
Mokpo		1.000	1	0.000	4	0.848	3	0.850	2
Yeosu		0.992	2	0.433	3	1.000	1	0.000	4
Pohang		0.322	3	0.000	4	1.000	1	0.419	2
Deagu		1.000	1	0.000	4	0.999	2	0.794	3
Busan		0.001	4	0.995	2	1.000	1	0.126	3
Ulsan		0.610	1	0.520	2	0.507	3	0.332	4
Tongyeong		1.000	1	0.921	3	0.000	4	0.999	2
Jinju		0.988	2	0.102	3	1.000	1	0.003	4
Jeju		0.697	3	0.000	4	1.000	1	0.997	2
Overall		0.467	4	0.496	3	0.751	1	0.529	2

본 연구에서는 기상 관측소 22개의 지역에서 편이보정한 GCM의 강수량과 실측값을 비교하여 6개의 지표 값을 산정한 후 평균한 결과로 Table 4와 같다. CSIRO는 6개의 성능지표 중 Pbias와 Mbias를 제외하고 가장 취약한 GCM으로 선정되었다. 그러나 CSIRO는 동해안 지역 중 속초와 내륙에 포함되어 있는 청주와 군산에 높은 성능을 나타냈다. MIROC5는 전체 성능지표에서 두 번째로 성능이 안 좋은 GCM으로 평가되었다. 또한 MIROC5는 해안지역(인천, 울릉도)과 내륙지역에 속하는 추풍령과 서산을 제외하고 준수한 성능을 나타내지만, 충청도 및 남서쪽 지역에서는 낮은 성능을 보였다. CSIRO는 서울과 동해안 지역인 속초, 내륙지역인 청주, 군산에 높은 성능을 나타냈으나, 서울에서는 CCSM4를 제외하고 다른 GCM과의 큰 차이를 나타내지 않았다. GISS는 통영을 제외하고 전체적으로 우리나라와 적합한 강수량을 산정했다.

3.3 전지구모형의 우선순위 선정

편이보정한 결과에 대한 성능지표 값을 22개 관측소별로 산정하고 TOPSIS 기법을 적용하여 각 관측소별 우선순위를 선정하면 Table 5와 같다. 평가 방법에 따라 성능지표 당 오차율이 크므로 다기준의사결정기법인 TOPSIS를 이용하여 정규화와 표준화 과정을 거쳐서 6개의 성능지표를 모두 고려한 최종 순위를 선정하였다. 선정결과 CCSM4는 전체적으로 우리나라에 적응성이 떨어지는 것으로 나타났으며, CSIRO는 서울, 속초, 청주, 군산에서 가장 높은 성능을 보였으며, 우리나라 남서쪽 해안과 일부 내륙지역에서 적응성이 떨어졌다. GISS는 전체적으로 대한민국 관측소 전역에 높은 우선순위로 선정되었으며 MIROC5는 우리나라 추풍령, 서산과 인천, 울릉도를 제외한 다른 지역에서 적응성이 낮게 산정되었다.

종합적으로 GISS가 매우 적합하게 나왔으며, CSIRO와 MIROC5는 큰 차이를 보이지 않았고, CCSM4 모형이 가장

적합하지 않는 모형으로 나타났다. 해안지역에 좋은 성능을 보인 CSIRO와 CCSM4 모형이 세 번째와 네 번째로 우리나라 과거 강수량에 가장 적합한 모형으로 선정이 되었으며 전체적으로 대한민국 전역에 준수한 적응성을 보인 GISS 모형이 가장 적합하다고 결과가 산출되었다. 내륙지방과 속초를 제외한 해안지역에서 준수한 성능을 보인 MIROC5 모형이 가장 두 번째로 적합한 모형으로 선정되었다.

4. 결론

본 연구에서는 우리나라의 기상 관측소의 관측자료와 비교하여 GCM의 모의결과의 정확성을 토대로 우리나라에 적합한 GCM을 선택하였다. 그리고 IDW를 이용하여 격자형 자료를 보다 강우관측소 지점으로 보간하였으며, 관측자료와 GCM 자료의 편이를 보정하기 위해서 RF 방법과 QM 방법 중 6가지 기법을 사용하였다. 또한 각 GCM의 계절별 평균 강수량을 산정하여 편이보정기법들을 비교하였고, 이를 토대로 MSE, RMSE, NRMSE, Pbias, Mbias, NSE 총 6개 성능지표를 활용하여 성능이 우수한 기법을 선택하였다. 그 결과 가장 오차가 적은 기법은 QM 기법 중 비모수변환법의 경험적 추정(empirical quantiles, EQ) 방법이 선정되었다. 앞선 결과를 토대로 6가지 지표를 사용하여 성능을 분석하였고, 분석결과 전체적으로 GISS 모형이 가장 적합했으며, MIROC5가 두 번째로 적합했다. CSIRO 모형은 3번째로 적합한 모형이었으며 가장 적합하지 않은 모형은 CCSM4 모형으로 선정되었다.

Cho et al. (2018)은 한반도의 60개 기상관측지점에 대하여 순별 30년 평균의 강수 및 기온에 대한 시·공간적 재현성 결과를 비교하였고, 그 결과 강수의 경우 HadGEM-ES의 성능이 가장 우수하였고, CanESM2의 재현 성능이 가장 낮았다. 본 연구에는 공간을 평균하여 한반도의 기후변화 상태를 분석한 것으로 공간을 포함한 연구 결과와 비교하였을 때 차이를 보이며, 또한 사용된 지표가 다르기 때문에 지표 가중치에 대한 고찰이 필요하다.

본 연구는 기후변화 시나리오의 활용을 위하여 새로운 편이보정 방법론을 제안하였고, 의사결정 방법을 통한 시나리오 선정 과정을 적용하였다는데 의의가 있다. 하지만 본 연구에서는 4개의 GCM만을 사용하였으므로 보편적인 결과라 볼 수 없다. 따라서 좀 더 많은 대표농도경로와 GCM을 이용한다면 보다 정확한 결과를 도출할 수 있을 것이다.

감사의 글

본 연구는 한국연구재단 일반연구지원사업 (NRF-2016 R1D1A1B04931844)과 환경부/한국환경산업기술원(과제번호 18AWMP-B083066-05) 연구비 지원에 의해 수행되었습니다. 이에 감사드립니다.

Reference

- Ahmed, K., Shahid, S., Chung, E. S., Wang, X. J., and Harun, S. B. (2019). "Climate change uncertainties in seasonal drought severity-area-frequency curves: Case of arid region of pakistan." *Journal of Hydrology*, Vol. 570, pp. 473-485.
- Amit, Y., and Geman, D. (1997). "Shape quantization and recognition with randomized trees." *Neural Computation*, Vol. 9, No. 7, pp. 1545-1588.
- Breiman, L. (2001). "Random forest." *Machine Learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5-32.
- Cannon, A. J. (2008). "Probabilistic multisite precipitation downscaling by an expanded Bernoulli-gamma density network." *Journal of Hydrometeorology*, Vol. 9, pp. 1284-1300.
- Cannon, A. J. (2012). "Neural networks for probabilistic environmental prediction: Conditional Density Estimation Network Creation and Evaluation (CaDENCE) in R." *Computers & Geosciences*, Vol. 41, pp. 126-135.
- Chiew, F. H. S., Teng, J., Vaze, J., and Kirono, D. G. C. (2009). "Influence of global climate model selection on runoff impact assessment." *Journal of Hydrology*, Vol. 379, No. 1-2, pp. 172-180.
- Cho, J., Jung, I., Cho, W., and Hwang, S. (2018). "User-centered climate change scenarios technique development and application of Korean peninsula." *Journal of Climate Change Research*, Vol. 9, No. 1, pp. 13-29.
- Dawson, C. W., Abrahart, R. J., and See, L. M., (2007). "HydroTest: A web-based toolbox of evaluation metrics for the standardised assessment of hydrological forecasts." *Environmental Modelling & Software*, Vol. 22, No. 7, pp. 1034-1052.
- Dosiom, A., and Paruolo, P. (2011). "Bias correction of the ENSEMBLES high resolution climatechange projections for use by impact models: Evaluation on the present climate." *Journal of Geophysical research Atmospheres*, Vol. 116, No. D16, pp. 1-22.
- Eum, H. I., and Cannon, A. J. (2017). "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*, Vol. 37, No. 8, pp. 3381-3397.
- Grillakis, M. G., Koutroulis, A. G., and Tsanis, I. K. (2013). "Multisegment statistical bias correction of daily GCM precipitation output." *Journal of Geophysical research Atmospheres*, Vol. 118, No. 8, pp. 3150-3162.

- Gudmundsson, L., Bremnes, J. B., Haugen, J. E., and Engen-Skaugen, T. (2012). "Technical Note: Downscaling RCM precipitation to the station scale using statistical transformations - a comparison of methods." *Hydrology and Earth System Sciences*, Vol. 16, pp. 3383-3390.
- Hwang, C. L., and Yoon, K. (1981). *Multiple Attributes Decision Making Methods and Applications*. Springer-Verlag, New York.
- Hwang, S. W. (2014a). "Assessing the performance of CMIP5 GCMs for various climatic elements and indicators over the southeast US." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 47, No. 11, pp. 1039-1050.
- Hwang, S. W. (2014b). "Uncertainty of climate model skills estimated using different index." *Proceedings of the Korean Society of Agricultural Engineers Conference*, p. 42.
- Im, E. S., Kwon, W. T., and Bae, D. H. (2006). "A study on the regional climate change scenario for impact assessment on water resources." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 39, No. 12, pp. 1043-1056.
- Ines, A. V. M., and Hansen, J. W. (2006). "Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies." *Agricultural and Forest Meteorology*, Vol. 138, No. 1-4, pp. 44-53.
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) (2014). *Climate change 2014: synthesis report. contribution of working groups I, II and III to the fifth assessment report of the intergovernmental panel on climate change* [Core Writing Team, R.K. Pachauri and L.A. Meyer (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland, p. 151.
- Lee, G., Chung, E. S., and Jun, K. S. (2013). "MCDM approach for flood vulnerability assessment using TOPSIS method with a cut level set." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 46, No. 10, pp.977-987.
- Li, H., Sheffield, J., and Wood, E. F. (2010). "Bias correction of monthly precipitation and temperature fields from Intergovernmental Panel on Climate Change AR4 models using equidistant quantile matching." *Journal of Geophysical Research*, Vol. 115, No. D10.
- Longley, P. A., Goodchild, M. F., Maguire, D. J., and Rhind, D. W. (2005). *Geographic information systems and science*. Wiley, Grafos S.A.
- Masahiro, W., Tatsuo, S., Ryouta, O., Yoshiki, K., Shingo, W., Seita, E., Toshihiko, T., Minoru, C., Tomoo, O., Miho, S., Kumiko, T., Dai, Y., Tokuta, Y., Toru, N., Hiroyasu, H., Hiroaki, T., and Masahide, K. (2010). "Improved climate simulation by MIROC5: Mean states, variability, and climate sensitivity." *Journal of Climate*, Vol. 23, pp. 6312-6335.
- Mehr, A. D., and Kahya, E. (2017). "Grid-based performance evaluation of GCM-RCM combinations for rainfall reproduction." *Theoretical and Applied Climatology*, Vol. 129, No. 1-2, pp. 47-57.
- Noor, M., Ismail, T., Chung, E. S., Shahid, S., and Sung, J. H. (2018). "Uncertainty in rainfall intensity duration frequency curves of Peninsular Malaysia under changing climate scenarios." *Water*, Vol 10, No. 12, pp. 1-25.
- Pang, B., Yue, J., Zhao, G., and Xu, Z. (2017). "Statistical downscaling of temperature with the random forest model." *Advances in Meteorology*, Vol. 2017, pp. 1-11.
- Piani, C., Weedon, G. P., Best, M., Gomes, S. M., Viterbo, P., Hagemann, S., and Haerterd, J. O. (2010). "Statistical bias correction of global simulated daily precipitation and temperature for the application of hydrological models." *Journal of Hydrology*, Vol. 395, No. 3-4, pp. 199-215.
- Pour, S. H., Shahida, S., and Chung, E. S. (2016). "A hybrid model for statistical downscaling of daily rainfall." *Procedia Engineering*, Vol. 154, pp. 1424-1430.
- Sa'adi, Z., Shahid, S., Chung, E. S., and Ismaila, T. (2017). "Projection of spatial and temporal changes of rainfall in Sarawak of Borneo Island using statistical downscaling of CMIP5 models." *Atmospheric Research*, Vol. 197, pp. 446-460.
- Salman, S. A., Shahid, S., Ismail, T., Al-Abadi, A. M., Wang, X. J., and Chung, E. S. (2018). "Selection of gridded precipitation data for Iraq using compromise programming." *Measurement*, Vol. 132, pp. 87-98.
- Shiha, H. S., Shyurb, H. J., and Lee, E. S. (2007). "An extension of TOPSIS for group decision making." *Mathematical and Computer Modelling*, Vol. 45, No. 7-8, pp. 801-813.
- Shindell, D. T., Faluvegi, G., Unger, N., Aguilar, E., Schmidt, G. A., Koch, D. M., Bauer, S. E., and Miller, R. L. (2006). "Simulations of preindustrial, present-day, and 2100 conditions in the NASA GISS composition and climate model G-PUCCINI." *Atmospheric Chemistry and Physics*, Vol. 6, pp. 4427-4459.
- Shindell, D. T., Skeie, R. B., Sudo, K., Szopa, S., Takemura, T., and Zeng, G. (2012). "Global air quality and climate." *Royal Society of Chemistry*, Vol. 41, pp. 6663-6683.
- Song, J. Y., and Chung, E. S. (2017). "Spatial prioritization of climate change vulnerability using uncertainty analysis of multi-criteria decision making method." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 50, pp. 121-128.
- Sung, J. H., Chung, E. S., and Shahid, S. (2018). "Reliability-Resiliency-Vulnerability approach for drought analysis in South Korea using 28 GCMs." *Sustainability*, Vol. 10, pp.1-16.
- Temba, N., and Chung, S. O. (2014). "Uncertainty of hydro-meteorological predictions due to climate change in the Republic of Korea." *Journal of Korea Water Resources Association*, Vol. 47, No. 3, pp. 257-267.
- Wood, A. W., Leung, L. R., Sridhar, V., and Lettenmaier, D. P. (2004). "Hydrologic implications of dynamical and statistical approaches to downscaling climate model outputs." *Climatic Change*, Vol. 62, No. 1-3, pp. 189-216.
- Yapo, P. O., Gupta, V. H., and Sorooshian, S. (1995). "Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: sensitivity to calibration data." *Journal of Hydrology*, Vol. 181, pp. 23-48.
- Yu, J. S., Waseem M., Shin, J. Y., and Kim T. W. (2015). "Evaluation of extended inverse distance weighting method for constructing a flow duration curve at ungauged basin." *Journal of Korean Society of Safety*, Vol. 15, No. 3, pp. 329-337.